

KI-basierte Systeme im Kontext von Corporate Learning - Nutzenpotenziale und Erfolgsfaktoren

DISSERTATION
der Universität St. Gallen,
Hochschule für Wirtschafts-,
Rechts- und Sozialwissenschaften,
Internationale Beziehungen und Informatik (HSG),
zur Erlangung der Würde einer
Doktorin der Wirtschaftswissenschaften

vorgelegt von:

Nadia Eggmann

von

Uttwil (Thurgau)

Genehmigt auf Antrag von:

Frau Prof. Dr. Sabine Seufert

und

Frau Prof. Dr. Heike Bruch

Dissertation Nr. 5272

Difo-Druck GmbH, Untersiemaun 2023

Die Universität St.Gallen, Hochschule für Wirtschafts-, Rechts- und Sozialwissenschaften, Internationale Beziehungen und Informatik (HSG), gestattet hiermit die Drucklegung der vorliegenden Dissertation, ohne damit zu den darin ausgesprochenen Anschauungen Stellung zu nehmen.

St. Gallen, 24. Oktober 2022

Der Rektor:

Prof. Dr. Bernhard Ehrenzeller

Vorwort

Das Schreiben einer Dissertation bedeutete für mich die Erfüllung eines länger gehegten Wunsches. Mit diesem Vorhaben konnte ich eng an der Schnittstelle zwischen Praxis und Forschung agieren und hatte Raum für Wissensaufbau am Puls der Zeit. Die Dissertation konnte ich neben meiner beruflichen Tätigkeit in der Personal- und Organisationsentwicklung bei der Schweizerischen Post AG als privates Vorhaben umsetzen.

Eine Dissertation ist im Endeffekt eine Einzelleistung. Trotzdem wirkten zahlreiche Personen und Institutionen mit. Nun ist es an der Zeit, Danke zu sagen.

Zuerst möchte ich mich bei meiner Familie, meinem Partner und meinen Freunden bedanken, die mir überaus wichtig sind. Danke für euer Dasein, eure Unterstützung und euer Verständnis.

Ein weiterer sehr wichtiger Dank gebührt meiner Doktormutter Prof. Dr. Sabine Seufert. Ihre grosse Erfahrung und ihr Fachwissen, das Vertrauen in mich und die Lenkung im Themenfindungs- und Forschungsprozess trugen massgeblich zum finalen Ergebnis dieser Dissertation bei. Ich bin stolz und dankbar, dass ich als externe Doktorandin an ihrem Institut, dem Institut für Bildungsmanagement und Bildungstechnologien (IBB-HSG) an der Universität St.Gallen, promovieren durfte.

Auch meiner Korreferentin Prof. Dr. Heike Bruch, deren Vorlesungen und Themen ich schon während meiner Studienzeit sehr schätzte, danke ich für die wegweisenden und konstruktiven Impulse und für die Annahme des Korreferats.

Ein ganz besonderer Dank gilt allen Unternehmen und Expert*innen, welche sich an einer oder mehreren Studien beteiligten. Speziell hervorheben möchte ich hier die Unternehmen IBM, Domoscio, LeaderAmp, IFCAM und Fluxify/CoachNet. Dank der Bereitschaft, exklusive Einblicke in ihre Praxis zu bieten, verhalfen sie substanziell zum Reiz und Erkenntnisgewinn dieser Forschungsarbeit.

Trotz Doktorarbeit musste ich nicht auf einen spannenden Job und Karriereschritte verzichten. Das habe ich meiner Arbeitgeberin, der Schweizerischen Post AG, und den dort arbeitenden Personen zu verdanken. Allen voran Dr. Carole Rentsch und Martina Eissing, die mich stets förderten und unterstützten. Besonders erwähnen möchte ich Max Gissler, der mich während dieser Zeit wertvoll begleitete und immer an mich glaubte. David Abele erleichterte mir den Einstieg in die KI-Thematik wesentlich. Edith Flöcklmüller und Lukas Ruggli ermöglichten, dass ich trotz intensiven Phasen bei der Post I/T die notwendigen Auszeiten zum Schreiben meiner Dissertation wahrnehmen konnte.

Ganz zu Beginn sorgten Dr. Claudia Kaiser-Probst, Bruno Schumacher, Livio Jenni und Chantal Cornaz dafür, dass ich die Doktorarbeit neben meinem Beruf starten konnte.

Auch ausserhalb der Post gibt es viele Menschen, denen ich meinen Dank aussprechen möchte.

Dr. Joël Krapf, Dr. Carole Rentsch, Dr. Saskia Bär, Dr. Daniela Bäcker, Dr. Sina Fäckeler und Dr. Sebastian Otte sind ausschlaggebende Personen, die mich zu einer Doktorarbeit inspirierten. Ihnen gilt mein Dank für ihre Vorbildwirkung und die bereichernden Gespräche. Besonders hilfreich empfand ich auch verschiedene Doktorandenkolloquien. Allen voran steht das Doktorandenkolloquium rund um das Thema agile Personalentwicklung initiiert von Prof. Dr. Nele Graf.

Bei Jacqueline Strehler, Max Gissler, Dr. Joël Krapf und Lisa Coordes bedanke ich mich für ihre Leistung als brillante Gegenleser*innen und bei Eric Tarantini, Judith Spirgi und Stefan Sonderegger für die Austausch als Co-Doktorand*innen. Angela Braun und Ben McKechnie von Scribbr danke ich für das sorgfältige Korrekturlesen und Lektorat.

Diese Doktorarbeit ist ein umfangreiches Werk. Ich hoffe trotzdem, dass meine Arbeit auf Interesse stösst und der eine oder andere Blick in die Monografie gewagt wird. Für schnelle Leser*innen empfehle ich Teil D der Forschungsarbeit, in welchem die Hauptergebnisse festgehalten werden. Wer gerne tiefe Einblicke zur Funktionsweise von KI-basierten Systemen erhalten möchte, dem/der seien die Einzelfallanalysen empfohlen.

Nun wünsche ich eine anregende Lektüre.

Winterthur, im Mai 2022

Nadia Eggmann

Inhaltsübersicht

Abbildungsverzeichnis	IX
Tabellenverzeichnis	XI
Abkürzungsverzeichnis	14
Zusammenfassung	15
Abstract.....	16
1 Einleitung und Forschungsgrundlagen	1
Teil A: Theoretischer Bezugsrahmen.....	22
2 Task-Technology-Fit-Theorie als Struktur für die Analyse	24
3 Task: Personalentwicklung mit Fokus auf Corporate Learning	27
4 Technology: Künstliche Intelligenz [KI]	70
5 Fit: Augmentation als Leitmotiv	117
Teil B: Task-Technology-Fit: Anwendungen und Nutzenpotenziale	127
6 Studie I: Explorative Experteninterviews	128
7 Studie II: Systematische Literaturanalyse.....	160
Teil C: Erfolgsfaktoren sowie L&D-Rollen.....	301
8 Studie III: Fallstudienuntersuchung	302
Teil D: Synthese der Erkenntnisse	554
9 Forschungsergebnisse	554
10 Resümee und Ausblick.....	609
Literaturverzeichnis	627
Anhang.....	661

Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis	IX
Tabellenverzeichnis	XI
Abkürzungsverzeichnis	14
Zusammenfassung	15
Abstract.....	16
1 Einleitung und Forschungsgrundlagen	1
1.1 Problemstellung	1
1.2 Erkenntnisinteresse und Forschungsfragen	5
1.3 Eingrenzung des Forschungsthemas	8
1.4 Relevanz für Forschung und Praxis	8
1.5 Disziplinärer Zugang	12
1.6 Forschungsparadigmatische Ausrichtung	13
1.7 Qualitative Forschung und ihre Gütekriterien	17
1.8 Forschungsdesign.....	18
1.9 Aufbau der Arbeit	21
Teil A: Theoretischer Bezugsrahmen.....	22
2 Task-Technology-Fit-Theorie als Struktur für die Analyse	24
3 Task: Personalentwicklung mit Fokus auf Corporate Learning	27
3.1 Verständnis von Personalentwicklung und Corporate Learning	27
3.2 Digitale Transformation der Personalentwicklung	33
3.3 Ansätze zur Bewältigung der Anforderungen	43
3.4 Corporate-Learning-Leistungsportfolio.....	48
3.5 Wertschöpfungskette und Prozesse von Corporate Learning	49
3.6 Rollen von L&D-Professionals im Kontext der digitalen Transformation.....	54
3.7 Corporate Learning und KI: Rollen und Kompetenzen.....	60
3.8 Corporate Learning als Task.....	68
4 Technology: Künstliche Intelligenz [KI]	70
4.1 Historie von KI	72
4.2 Definition von KI.....	74
4.3 Menschliche und Künstliche Intelligenz.....	80
4.4 KI- Funktionen/Kompetenzen/Capabilities	83
4.5 KI-Maturitätsstufen.....	88
4.6 Maschinelles Lernen	92
4.7 Daten/Data Science	98
4.8 Eignung KI-basierter Systeme	101
4.9 Gefahren und Herausforderungen von KI	108
4.10 Ausprägungen typischer KI-basierter Systeme.....	110
4.11 Zentrale Diskussionspunkte im Kontext von KI.....	112

4.12	KI-basierte Systeme als Technology	113
5	Fit: Augmentation als Leitmotiv	117
5.1	Mensch-Maschine-Interaktion	120
5.2	The Missing Middle	123
5.3	Augmentationsstrategien	124
Teil B: Task-Technology-Fit: Anwendungen und Nutzenpotenziale		127
6	Studie I: Explorative Experteninterviews	128
6.1	Design der Studie	129
6.1.1	Auswahl der Expert*innen	129
6.1.2	Datenerhebung	130
6.1.3	Datenauswertung	133
6.2	Datenaufbereitung: Resultate aus den explorativen Experteninterviews	134
6.2.1	Definition von KI im Kontext von Corporate Learning	135
6.2.2	Anwendungen und Szenarien von KI im Kontext von Corporate Learning	139
6.2.3	Durch KI verursachte Veränderungen im Kontext von Corporate Learning	144
6.2.4	Chancen und Gefahren von KI im Kontext von Corporate Learning	147
6.2.5	Erfolgsfaktoren zum Einsatz KI-basierter Systeme	152
6.2.6	Ratschläge für L&D-Abteilungen zum Umgang mit KI	155
6.2.7	Weiterführende Forschung an der Schnittstelle von Corporate Learning und KI	156
6.2.8	Zwischenfazit aus Experteninterviews	158
7	Studie II: Systematische Literaturanalyse	160
7.1	Design der Studie	161
7.1.1	Entwicklung der Review-Forschungsfragen	162
7.1.2	Design des konzeptionellen Frameworks	164
7.1.3	Festlegung der Selektionskriterien	165
7.1.4	Entwicklung der Suchstrategie	168
7.1.5	Selektion der Studien gemäss den Selektionskriterien	170
7.1.6	Kodierung	175
7.1.7	Beurteilung der Qualität der Studien	175
7.1.8	Beizug ausgewählter zusätzlicher Quellen für den Ergebnisbericht	176
7.1.9	Offenlegung der Interpretationsgrundlagen	177
7.2	Verhältnis von AIED, Learning Analytics und Educational Data Mining	179
7.3	Typische Begriffe, Anwendungen und Einsatzfelder von AIED	181
7.4	Zwei Vignetten als Blick in die Zukunft	193
7.5	KI-basierte Systeme im Kontext von Corporate Learning	194
7.5.1	Auf dem Markt verfügbare KI-basierte Systeme	195
7.5.2	Trends in der AIED-Forschung	197
7.5.3	Anwendungsübersicht KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning	200
7.6	Nutzenpotenziale, Befürchtungen und Risiken	228
7.6.1	Kernnarrative: Personalisierung und Adaption	230
7.6.2	Pädagogischer Mehrwert	234
7.6.3	Nutzenpotenziale mit Fokus auf die individuelle Kompetenzentwicklung	240
7.6.4	Befürchtungen und Risiken	254
7.7	Fortschrittsprägende Einflussfaktoren	263
7.8	Zusammenspiel von Mensch und Maschine	276
7.9	Daten, Datenschutz und Datensicherheit	284

7.10	Ethische und rechtliche Aspekte	290
7.11	Design KI-basierter Lösungen	297
7.12	Kritische Reflexion zur Literaturstudie	300
Teil C: Erfolgsfaktoren sowie L&D-Rollen		301
8	Studie III: Fallstudienuntersuchung	302
8.1	Theoretische Basis für die Fallstudienuntersuchung	304
8.1.1	Adoptionstheorie	304
8.1.2	Soziotechnische Systemtheorie	309
8.1.3	Erfolgsfaktoren aus verwandten Untersuchungsfeldern	312
8.2	Design der Studie	314
8.2.1	Fallstudienauswahl	316
8.2.2	Strategie der Datenerhebung	319
8.2.3	Datenanalyse	323
8.2.4	Vorgehen und Struktur der Fallaufbereitung	326
8.3	Einzelfallanalyse A: YourLearning@IBM	328
8.3.1	Kurze Beschreibung des Falles	328
8.3.2	Begründung zur Fallauswahl	329
8.3.3	Datengrundlage	329
8.3.4	Einordnung des Falls	330
8.3.5	Kontext des Unternehmens: Kurzporträt von IBM	335
8.3.6	Beschreibung der KI-basierten Lösung	336
8.3.7	Fallanalyse	348
8.3.8	Zusammenfassung	405
8.3.9	Kritische Würdigung des Falles	406
8.4	Einzelfallanalyse B: Domoscio@IFCAM	407
8.4.1	Kurze Beschreibung des Falles	408
8.4.2	Begründung zur Fallauswahl	408
8.4.3	Datengrundlage	408
8.4.4	Einordnung des Falls	410
8.4.5	Kontext der Anbieterfirma: Kurzporträt von Domoscio	414
8.4.6	Kontext des einführenden Unternehmens: Kurzporträt von IFCAM	416
8.4.7	Beschreibung der KI-basierten Lösung	418
8.4.8	Fallanalyse	429
8.4.9	Zusammenfassung	456
8.4.10	Kritische Würdigung des Falles	456
8.5	Einzelfallanalyse C: LeaderAmp@CoachNet	457
8.5.1	Kurze Beschreibung des Falles	457
8.5.2	Begründung zur Fallauswahl	457
8.5.3	Datengrundlage	458
8.5.4	Einordnung des Falls	459
8.5.5	Kontext der Anbieterfirma: Kurzporträt von LeaderAmp	461
8.5.6	Kontext des einführenden Unternehmens: Kurzporträt von CoachNet	462
8.5.7	Beschreibung der KI-basierten Lösung	463
8.5.8	Fallanalyse	476
8.5.9	Zusammenfassung	512
8.5.10	Kritische Würdigung des Falles	512
8.6	Zusammenfassender Vergleich und Diskussion der Fallstudienergebnisse	513
8.6.1	Heutige und künftige Anwendungen im Kontext von Corporate Learning	514

8.6.2	Zusammenspiel zwischen Mensch und Maschine.....	524
8.6.3	Rollen von L&D-Professionals im fallübergreifenden Vergleich.....	526
8.6.4	Faktoren einer erfolgreichen Adoption im Vergleich.....	532
8.6.5	Implementierungsstrategien	542
8.6.6	Neuigkeitswert.....	545
8.7	Fazit Fallstudienuntersuchung	551
8.8	Kritische und fallübergreifende Reflexion.....	553
Teil D: Synthese der Erkenntnisse		554
9	Forschungsergebnisse	554
9.1	CL&AI-Modell zur Einführung KI-basierter Systeme	556
9.2	Fortschrittsprägende Einflussfaktoren	559
9.3	Anwendungsübersicht von KI im Corporate Learning Kontext.....	562
9.4	Nutzenpotenziale und Risiken	567
9.5	Soziotechnische Erfolgsfaktoren zur erfolgreichen Adoption.....	579
9.6	Bedeutung von KI für die Rollen von L&D-Professionals.....	582
9.7	Entscheidungs- und Reflexionsfragen für die Praxis.....	606
10	Resümee und Ausblick.....	609
10.1	Zentrale Ergebnisse für Forschung und Praxis	609
10.2	Kritische Reflexion der Ergebnisse	618
10.3	Beurteilung des Forschungsprozesses hinsichtlich der Gütekriterien	621
10.4	Forschungsdesiderate.....	623
Literaturverzeichnis		627
Anhang.....		661
Anhang 1: Annäherung an das Thema im Rahmen der Vorstudie		661
Anhang 2: Verzeichnis informeller Gespräche während Dissertationsphase		665
Anhang 3: Explorative Experteninterviews: Gesprächsverzeichnis		667
Anhang 4: Explorative Experteninterviews: Guidelines und Interviewleitfaden		668
Anhang 5: Explorative Experteninterviews: Kategoriensystem		673
Anhang 6: Systematische Literaturstudie: Wissenschaftliche Zeitschriften.....		674
Anhang 7: Systematische Literaturstudie: Suchstränge.....		676
Anhang 8: Systematische Literaturstudie: Finale Literatúrauswahl		679
Anhang 9: Systematische Literaturstudie: Kodierung		682
Anhang 10: Marktanalyse		686
Anhang 11: Übersicht ergänzende Praxis-Literatur.....		691
Anhang 12: Fallstudienuntersuchung: Übersicht der analysierten Dokumente.....		693
Anhang 13: Fallstudienuntersuchung: Guidelines & Interviewleitfaden.....		695
Anhang 14: Fallstudienuntersuchung: Hauptkategoriensystem.....		700
Anhang 15: Übersicht maschinelle Lernverfahren		702
Anhang 16: Typische Lernaufgaben von Algorithmen.....		704
Anhang 17: Validierungsworkshop mit Praxisentscheider*innen		705
Lebenslauf.....		707

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Forschungsschwerpunkt der Monografie	6
Abbildung 2: Gefahr von ‚I am too busy‘	9
Abbildung 3: Iterativer sowie induktiver Forschungsprozess	16
Abbildung 4: Forschungsdesign	19
Abbildung 5: Grundmodell der Task-Technology-Fit Theory	25
Abbildung 6: Konzeptualisierung TTF-Theorie für das Forschungsvorhaben	26
Abbildung 7: Veränderte Anforderungen an die PE.....	35
Abbildung 8: Versinnbildlichung Transformation der Arbeitswelt.....	36
Abbildung 9: Lernformenkontinuum.....	48
Abbildung 10: Corporate Learning Leistungsportfolio	49
Abbildung 11: Funktionszyklus der Personalentwicklung	50
Abbildung 12: Bezugsrahmen zur Einordnung von KI-basierten Anwendungen.....	51
Abbildung 13: Vierphasiger L&D-Prozess.....	52
Abbildung 14: Untersuchungslogik zu Corporate-Learning-Rollen	57
Abbildung 15: L&D-Rollen im Kontext der digitalen Transformation.....	58
Abbildung 16: Kompetenzprofil für HR-Manager*innen im Zusammenhang mit KI. 65	
Abbildung 17: Operationalisierung der Task-Seite (Corporate Learning)	69
Abbildung 18: KI-Hype-Zyklus.....	72
Abbildung 19: Sechs Resultate eines KI-Systems	83
Abbildung 20: Maturitätsstufen und Verkörperungsniveau von KI	91
Abbildung 21: Eigenständigkeit von KI-basierten Systemen.....	91
Abbildung 22: KI, Machine Learning und Deep Learning.....	93
Abbildung 23: Visuelle Darstellung der 3V	99
Abbildung 24: Zentrale Themenfelder zur Thematisierung von KI.....	116
Abbildung 25: Verhältnis zwischen Mensch und Maschine	120
Abbildung 26: The Missing Middle.....	123
Abbildung 27: Generischer Ablauf einer systematischen Literatur-Review	161
Abbildung 28: Konzeptionelles Framework für die Literaturstudie.....	164
Abbildung 29: PRISMA-Diagramm zur Identifikation der Publikationen.....	171
Abbildung 30: Anzahl Treffer Datenbanksuche 2010 bis Q1 2020	172
Abbildung 31: Treffer aus Datenbanksuche und Direktsuche 2010 bis Q1 2020	173
Abbildung 32: Verteilung von Zielgruppen zu adaptivem/personalisiertem Lernen .	174
Abbildung 33: Meilensteine von KI zu Bildungszwecken auf dem Zeitstrahl.....	182
Abbildung 34: Verteilung der erwähnten Hardware in AIED-Studien	185
Abbildung 35: Erweiterte Modell-Betrachtung KI-basierter Systeme	189

Abbildung 36: Aktionsfunktionen pädagogischer Agenten	192
Abbildung 37: Design-Kontinuum für KI im Bereich Corporate Learning	239
Abbildung 38: Technische KI-Herausforderungen in Relation zu den rechtlichen ...	292
Abbildung 39: Framework für vertrauenswürdige KI	294
Abbildung 40: Framework zu ethischen Fragestellungen zu KI in HRM	296
Abbildung 41: Innovations-Entscheidungs-Prozess	307
Abbildung 42: Soziotechnische Perspektive.....	310
Abbildung 43: Adoption von Data Analytics im HRM-Kontext.....	313
Abbildung 44: Fallstudiendesign	316
Abbildung 45: Entstehung der Einzelfälle.....	316
Abbildung 46: Fallstudienauswahl	319
Abbildung 47: Vergleich von LMS und LXP.....	331
Abbildung 48: Lernökosystem.....	334
Abbildung 49: Inferenz von Fähigkeiten in IBM Your Learning.....	340
Abbildung 50: Nutzungserlebnis mit Your Learning	343
Abbildung 51: Offene Cloud-Plattform und API-Architektur bei IBM	346
Abbildung 52: Verbesselter Lernerfolg durch individuelle tutorielle Betreuung	411
Abbildung 53: Theoretische Grundlage von Learning-Reinforcement	414
Abbildung 54: Die Aufgaben des IFCAM.....	417
Abbildung 55: Nutzungserlebnis mit Domoscio HUB	421
Abbildung 56: Start mit und ohne historische Daten.....	427
Abbildung 57: Die wichtigsten Schritte eines Domoscio-Projekts	432
Abbildung 58: Messlineal nach Rasch.....	466
Abbildung 59: Beispiel einer Nurture Note	468
Abbildung 60: Sentimentanalyse	473
Abbildung 61: Journaleintrag mit Sentimentanalyse.....	474
Abbildung 62: Prozess der fallübergreifenden Analyse	514
Abbildung 63: CL&AI-Modell	557
Abbildung 64: Anwendungsübersicht entlang der CL-Prozessschritte	563
Abbildung 65: Nutzenpotenziale KI-basierter Systeme im Corporate Learning	569
Abbildung 66: Das Neue an KI und Auswirkungen auf L&D-Rollen	588
Abbildung 67: Ablaufschema einer inhaltlich strukturierenden Inhaltsanalyse.....	682
Abbildung 68: Hauptkategorien.....	684
Abbildung 69: Anbieter-Übersicht Schulkontext	690
Abbildung 70: Überwachtes Lernen (engl. Supervised Learning)	702
Abbildung 71: Unüberwachtes Lernen (engl. Unsupervised Learning)	703

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Zu erbringende Ergebnisse und Bedeutung für Forschung und Praxis	11
Tabelle 2: Prinzipien qualitativer Sozialforschung.....	18
Tabelle 3: Überblick der forschungsleitenden Verständnisse und deren Zweck.....	23
Tabelle 4: Ziele der Personalentwicklung	30
Tabelle 5: 25 Thesen zur Arbeit der Zukunft	37
Tabelle 6: Kontrastierung: traditionelles vs. zukunftsgerichtetes Corporate Learning	44
Tabelle 7: Corporate Learning Prozessschritte	53
Tabelle 8: Untersuchungsmodell der scil-/DGFP-Studie zu KI-Kompetenzen.....	62
Tabelle 9: Rollen für Arbeitnehmende als Kolleg*innen einer KI.....	66
Tabelle 10: Rollen von L&D-Professionals in Kombination mit KI.....	69
Tabelle 11: Auswahl an KI-Definitionen, sortiert nach Jahrgang	75
Tabelle 12: Vergleich verschiedener Varianten an kognitiven Leistungen.....	84
Tabelle 13: Funktionen innerhalb von Perception	85
Tabelle 14: Unterstützungsarten innerhalb von Act	87
Tabelle 15: Untersuchungsfokus in Bezug auf KI-Maturitätsstufen	92
Tabelle 16: Zentrale Aspekte von Data Science im Unternehmenskontext	101
Tabelle 17: Stärken und Schwächen von Maschinen und Menschen.....	106
Tabelle 18: Ausprägungen KI-basierter Systeme	110
Tabelle 19: Grobkonzept eines KI-basierten Systems	114
Tabelle 20: Augmentationsstrategien nach Davenport und Kirby (2016).....	125
Tabelle 21: Verschiedene Typen von KI-Einsätzen gemäss Expert*innen.....	139
Tabelle 22: KI-basierte Anwendungen für Corporate Learning laut Expert*innen ...	142
Tabelle 23: Mögliche Erfolgsfaktoren zur Einführung von KI zu PE-Zwecken.....	154
Tabelle 24: Literatur-Review-Forschungsfragen.....	162
Tabelle 25: Inklusions- und Exklusionskriterien zur Literaturstudie	166
Tabelle 26: Suchstrategie	169
Tabelle 27: Zusammenfassung relevanter Suchtreffer in Prozent.....	172
Tabelle 28: Wissenschaftliche Zeitschriften mit den meisten Initialtreffern.....	174
Tabelle 29: Vier typische KI-basierte AIED-Systeme	183
Tabelle 30: Evolution von AIED, sechs Entwicklungslinien	197
Tabelle 31: Profiling und Prediction im Kontext von Corporate Learning	205
Tabelle 32: Dimensionen zu Personalisierung und Adaption.....	233
Tabelle 33: Augmentationsvarianten-Analyse im Bereich AIED, Fokus Lehrkräfte	278
Tabelle 34: Datenquellen und Datenarten von AIED-Systemen	284
Tabelle 35: Soziales und technisches System der soziotechnischen Perspektive	311

Tabelle 36: Gütekriterien und Massnahmen in der Fallstudienuntersuchung	314
Tabelle 37: Zusammenfassung der Fallstudienauswahlkriterien.....	318
Tabelle 38: Liste der Interviews in Fallstudie A: IBM YourLearning@IBM.....	329
Tabelle 39: Informelle Gespräche in Fallstudie A: YourLearning@IBM.....	330
Tabelle 40: Merkmale eines LXP	332
Tabelle 41: Hauptfunktionalitäten von IBM Your Learning	337
Tabelle 42: Überblick über die Empfehlungen in IBM Your Learning	339
Tabelle 43: 42 Erfolgsfaktoren für die Einführung von YourLearning@IBM	358
Tabelle 44: Wertversprechen für Einzelpersonen und die Organisation.....	373
Tabelle 45: Mehrwert der KI in der Mensch-Maschine-Interaktion	384
Tabelle 46: KI-Nutzung für HRD-Aufgaben im Fall YourLearning@IBM	388
Tabelle 47: Schlüsselzahlen zu IBM Your Learning.....	399
Tabelle 48: Liste der Interviews in Fallstudie B: Domoscio@IFCAM.....	409
Tabelle 49: Informelle Gespräche in Fallstudie B: Domoscio@IFCAM.....	410
Tabelle 50: Die drei konstituierenden Modelle eines adaptiven Lernsystems	411
Tabelle 51: Domoscio-Lernkonzept	415
Tabelle 52: Anwendungskontext von Domoscio@IFCAM	418
Tabelle 53: KI-basierte Lösungen von Domoscio bei IFCAM	420
Tabelle 54: KI-Komponenten eines adaptiven Lernsystems nach Domoscio.....	422
Tabelle 55: Die fünf Phasen des adaptiven Lernens.....	424
Tabelle 56: Voraussetzungen für den Start eines adaptiven Lernprojekts	428
Tabelle 57: Vorteile von KI für verschiedene Interessengruppen.....	430
Tabelle 58: 27 Erfolgsfaktoren für die Einführung von Domoscio@IFCAM	435
Tabelle 59: Mehrwert der KI in der Mensch-Maschine-Interaktion	447
Tabelle 60: Einsatz von KI für HRD-Aufgaben im Fall Domoscio@IFCAM.....	449
Tabelle 61: Liste der Interviews in Fallstudie C: LeaderAmp@CoachNet.....	458
Tabelle 62: Informelle Gespräche in Fallstudie C: LeaderAmp@CoachNet.....	459
Tabelle 63: Nutzungserlebnis mit LeaderAmp.....	470
Tabelle 64: 23 Erfolgsfaktoren für die Einführung von LeaderAmp@CoachNet	483
Tabelle 65: Mehrwert der KI in der Mensch-Maschine-Interaktion	496
Tabelle 66: KI-Nutzung für HRD-Aufgaben im Fall LeaderAmp@CoachNet	501
Tabelle 67: Zusammenfassung der Nutzenpotenziale aus den drei Fallstudien.....	515
Tabelle 68: Zusammenfassung KI-Anwendungen in den drei Fallstudien	517
Tabelle 69: Zusammenfassung KI-Entwicklungslinien.....	520
Tabelle 70: Fallübergreifende Analyse von ‚The Missing Middle‘.....	524
Tabelle 71: Zusammenfassung L&D-Rollen in den Fallstudien	526

Tabelle 72: Einordnung L&D-Rollen nach Augmentationsstrategien	530
Tabelle 73: Interne und externe Zusammenarbeitskonstellationen	531
Tabelle 74: Verschiedene Implementierungsstrategien.....	543
Tabelle 75: Fortschrittsfaktoren von KI im Bereich Corporate Learning	560
Tabelle 76: Risiken KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning	571
Tabelle 77: Zukunftsgerichtetes Corporate Learning mit KI-basierten Systemen	575
Tabelle 78: Adoptions-Erfolgsfaktoren für KI im Bereich von Corporate Learning ..	580
Tabelle 79: Mapping KI-basierter Systeme auf L&D-Rollen	583
Tabelle 80: Übersicht L&D-Rollen aus verschiedenen Quellen	589
Tabelle 81: Kompetenzen von L&D-Professionals im Zusammenhang mit KI	604
Tabelle 82: Handlungsempfehlungen für L&D-Professionals	605
Tabelle 83: Reflexionsfragen zur Entscheidung für oder gegen die Investition in KI	606
Tabelle 84: Beurteilung des Forschungsprozesses	621
Tabelle 85: Übersicht Austausche im Rahmen der Vorstudie.....	661
Tabelle 86: Erste Use Cases für KI im Kontext von Corporate Learning.....	664
Tabelle 87: Gesprächsverzeichnis informelle Austausche	665
Tabelle 88: Expertenauswahl für explorative Experteninterviews.....	667
Tabelle 89: Wissenschaftliche Zeitschriften für die Direktsuche.....	675
Tabelle 90: Suchstränge zur Datenbanksuche	676
Tabelle 91: Textkorpus für Literaturanalyse	679
Tabelle 92: Longlist potenzielle Corporate-Learning-KI-Anbieter Stand Juli 2021..	687
Tabelle 93: Document index case study A: YourLearning@IBM	693
Tabelle 94: Document index case study B: Domoscio@IFCAM.....	693
Tabelle 95: Document index case study C: LeaderAmp@CoachNet.....	694
Tabelle 96: Hauptkategoriensystem in den Fallstudien.....	700
Tabelle 97: Workshop-Teilnehmer*innen zur Validierung des Praxisnutzens	705

Abkürzungsverzeichnis

AHRD	Academy of Human Resource Development
AL	Adaptives Lernsystem
AIED	Artificial Intelligence in Education
API	Application Programming Interface
CL	Corporate Learning
DL	Deep Learning
DSGVO	Datenschutz-Grundverordnung; engl. General Data Protection Regulation (GDPR)
EDM	Educational Data Mining
GUI	Graphical User Interface
HRD	Human Resource Development
HRM	Human Resource Management
ILE	Intelligent Learning Environment
IOT	Internet of Things; engl. für Internet der Dinge
ITS	Intelligentes tutorielles System; engl. Intelligent Tutoring System
KI/AI	Künstliche Intelligenz; engl. Artificial Intelligence (AI)
LA	Learning Analytics
L&D	Learning & Development
LXP	Learning Experience Plattform
MA	Mitarbeitende
MINT/ STEM	Mathematik, Informatik, Naturwissenschaften und Technik; engl. Science, Technology, Engineering and Maths
ML	Maschinelles Lernen; engl. Machine Learning
MOOC	Massive Open Online Course
MVP	Minimum Viable Product
NLP	Natürliche Sprachverarbeitung; engl. Natural Language Processing
NPS	Net Promoter Score
OER	Open Educational Resources
PA	Pädagogischer Agent; engl. Pedagogical Agent
PDA	Persönliche*r digitale*r Assistent*in; engl. Personal Digital Assistant
PE	Personalentwicklung
ROI	Return on Investment
SAAS	Software as a Service
SCORM	Shareable Content Object Reference Model
SME	Subject Matter Expert
TTFT	Task-Technology-Fit-Theorie
UX	User Experience
VUCA	Volatilität, Unsicherheit, Komplexität und Mehrdeutigkeit; engl. Volatility, Uncertainty, Complexity, and Ambiguity
WPL	Workplace Learning

Zusammenfassung

Aus Beispielen und Prognosen diverser Anwendungsfelder wie Finanzen, Medizin oder Handel geht hervor, wie Künstliche Intelligenz (KI) die Arbeitswelt tiefgreifend verändert und noch verändern wird. Diese Situation erfordert neue Kompetenzen von Seiten der Mitarbeitenden. Es stellt sich die Frage, inwiefern KI-basierte Systeme auch im Kontext von Corporate Learning zum Einsatz kommen können, um die individuelle Kompetenzentwicklung zu optimieren. In Studienergebnissen wird jedoch veranschaulicht, dass trotz der wahrgenommenen hohen Relevanz des Themas das Wissen dazu als gering eingeschätzt wird und wenige konkrete Umsetzungen zu verzeichnen sind. Im Rahmen dieser Forschungsarbeit wurde untersucht, wie KI-basierte Systeme als starke Partner für Learning & Development (L&D)-Professionals genutzt werden können. Diese Forschungsarbeit bewegt sich auf einer strategisch-konzeptionellen Ebene und liefert aus Perspektive der Personalentwicklung eine Grundlage zur Theoriegenerierung und Gestaltung des noch wenig erforschten Themenfelds. Im Sinne der Task-Technology-Fit-Theorie und mit Beizug des Leitmotivs der Augmentation wird die Schnittstelle zwischen Corporate Learning und schwacher KI analysiert. Durch explorative Experteninterviews, eine systematische Literaturstudie, eine Markt-Analyse sowie eine Multiple-Case-Design-Fallstudienuntersuchung werden die folgenden Ergebnisse erarbeitet: (1) eine Übersicht von aktuell existierenden und realistisch erscheinenden Anwendungen KI-basierter Systeme und der damit verbundenen Nutzenpotenziale und Risiken; (2) Gründe für den noch verhaltenen Fortschritt; (3) eine empirisch hergeleitete Übersicht an Erfolgsfaktoren zur Adoption KI-basierter Systeme in Unternehmen; (4) Auswirkungen auf die Rollen von L&D-Professionals. Die Erkenntnisse werden schliesslich in einem konzeptionellen Modell verbunden. Es soll Entscheidungsträger*innen aus der Corporate-Learning-Praxis als Orientierungs-, Entscheidungs- und Gestaltungshilfe zur Nutzung KI-basierter Systeme dienen.

Zusammengefasst ist festzuhalten, dass die Nutzung KI-basierter Systeme in allen Prozessschritten und Leistungsportfolio-Elementen von Corporate Learning realisierbar ist, solange die Perspektive der Augmentation statt der Substitution eingenommen wird. Praktiker*innen wird empfohlen, sich mit den Nutzenpotenzialen von KI-basierten Systemen auseinanderzusetzen, gleichzeitig die Risiken zu beachten und die weiteren Entwicklungen fachseitig mitzuprägen. Es erscheint zudem lohnend, mit weiterführender Forschung an den Ergebnissen dieser Arbeit und den zahlreich aufgezeigten Forschungsdesideraten anzusetzen.

Abstract

Examples and forecasts from various fields, such as finance, medicine, and retail, have demonstrated how artificial intelligence (AI) is profoundly changing the world of work and will continue to do so. This situation requires new competencies on the part of employees. Here, the following question arises: To what extent can AI-based systems also be used in the context of corporate learning to optimize individual competence development? Studies have indicated, however, that despite the perceived high relevance of this topic, knowledge regarding AI-based systems in corporate learning is low and concrete implementations are rare. Therefore, this research focused on the question of how AI-based systems can be used as strong partners for learning and development (L&D) professionals. The study focused on a strategic-conceptual level and provided a basis for theory development as well as the design of this little-researched topic from a human resource development perspective. In terms of the Task–Technology-Fit-Theory and with reference to the leitmotif of augmentation, the interface between corporate learning and narrow AI was examined. Through explorative expert interviews, a systematic literature review, a market analysis, and an investigation that followed a multiple-case study design, the following results were obtained: (1) an application overview of extant AI-based systems that seem realistic and the associated potential benefits and risks; (2) reasons for the still-muted progress; (3) an empirically derived overview of success factors for adopting AI-based systems in companies; and (4) implications for the roles of L&D professionals. Finally, the various findings were combined into a conceptual model. This model is intended to serve decision-makers from corporate learning practice as an orientation, decision-making, and design aid regarding AI-based systems.

In summary, this study found that, as long as an augmentation perspective is adopted as opposed to one of substitution, AI-based systems are feasible in all process steps and elements of the service portfolio of corporate learning. Practitioners are advised to consider the potential benefits while at the same time considering the risks and helping to shape further developments from a specialist perspective. It is deemed worthwhile to use the results of this thesis as a basis for further research on the interface between AI and HRD and to address the numerous research desiderata that have been identified.

1 Einleitung und Forschungsgrundlagen

Dieses Kapitel führt in das Forschungsthema ein, veranschaulicht die Forschungsfragen, zeigt die zugrunde liegende forschungsparadigmatische Ausrichtung auf und beschreibt das Forschungsdesign sowie den Aufbau der Forschungsarbeit. Auf diese Weise werden die Legitimation und der Rahmen für die Erkenntnisgewinnung gesetzt.¹

1.1 Problemstellung

Der Erfolg von Unternehmen hängt zunehmend von der Lernfähigkeit von Individuen sowie der gesamten Organisation ab, sich schnell und kontinuierlich neue Kompetenzen anzueignen. Dies wird als zentral erachtet, um wettbewerbsfähig bleiben, mit dem Wandel Schritt halten und ihn proaktiv gestalten zu können (Garavan, Morley, Gunnigle & McGuire, 2002, S. 60; van der Sluis, 2007, S. 106). Die Bezeichnung VUCA-Welt wird häufig im Zusammenhang mit der digitalen Transformation verwendet. Das Akronym VUCA steht für Volatilität, Unsicherheit, Komplexität und Ambiguität. Die digitale Transformation verlangt nach Wandelbarkeit sowie Lernfähigkeit von Individuen über die ganze berufliche Laufbahn hinweg (Akdere & Egan, 2020, S. 400). Neuen Technologien und generell den vielfältigen Veränderungen unter dem Stichwort Arbeitswelt 4.0 wird das Potenzial zugesprochen, ganze Arbeits-, Lebens- und damit auch Lernprozesse fundamental zu verändern (Bruch & Block, 2017, S. 5; Meijerink, Boons, Keegan & Marler, 2018, S. 1; Telekom & Universität St.Gallen, 2015, S. 9–36). Das Schulsystem reicht bei Weitem nicht mehr aus, um sich im schnelllebigen und wandlungsintensiven Kontext über die vollständige Lebensspanne arbeitsmarktfähig zu halten (Kreutzer & Sirrenberg, 2020a, S. 183; Luksha, Cubista, Laszlo, Popovich & Ninenko, 2017, S. 25; Voogt, Erstad, Dede & Mishra, 2013, S. 403). Der Stellenwert lebenslangen Lernens und insbesondere von Corporate Learning als Stütze des Bildungssystems nimmt dementsprechend an Relevanz zu (OECD, 2019, S. 20; SKBF, 2018, S. 292). Diese Feststellung ist nicht neu, wird aber durch den Kontext der digitalen Transformation

¹ In dieser Monografie werden wo möglich genderneutrale Formulierungen eingesetzt. Dort, wo es den Lesefluss erschweren würde, wird das Gender-Sternchen für eine inklusive Formulierung verwendet. Ausserdem werden einschlägige englische Begriffe zum Zweck der Wiedererkennung etablierter Fachbegriffe nicht ins Deutsche übersetzt. Beispiele für solche Begriffe sind Corporate Learning oder Learning & Development-Professionals. Personalentwicklung (PE) und Human Resource Development (HRD) werden als Synonyme verwendet.

verstärkt. Die zahlreichen Veränderungen bedingen entsprechende Re- und Upskilling-Massnahmen von Mitarbeitenden (Bughin et al., 2018, S. 51; OECD, 2019, S. 11). Die Gestaltung und Ermöglichung solcher Massnahmen zählen zum Aufgabenbereich von Corporate Learning (Meier, Seufert & Guggemos, 2019, S. 825).

Obwohl die Bedeutung von Lernen im Kontext der Arbeit und generell lebenslangem Lernen mittlerweile als unbestritten gilt, werden der heutigen Personalentwicklung, zu der Corporate Learning gezählt wird, zu wenig geeignete Geschäftsmodelle und fehlende Kompetenzen für die Bewältigung der Herausforderungen im Kontext der digitalen Transformation zugesprochen (EFMD, 2017, S. 5; Erpenbeck & Sauter, 2021, S. 291; Torraco & Lundgren, 2020, S. 51). Um den mannigfaltigen Anforderungen an die Kompetenzentwicklung von Mitarbeitenden im Arbeitskontext gerecht zu werden, sind neue Ansätze nötig. Mehr Personalisierung, Wirkung, Schnelligkeit, Verankerung im Arbeitsalltag, Datenbasierung, Strategie- und Geschäftsorientierung von Corporate Learning sind nur einige der Forderungen, die im Kontext der digitalen Transformation an Brisanz zunehmen (Erpenbeck & Sauter, 2021, S. 294; Maity, 2019, S. 656; Torraco & Lundgren, 2020, S. 52–53).

KI-basierte Systeme sind zum einen Auslöser und Katalysatoren für die neuen Herausforderungen des Lebens- und Arbeitsumfelds, bergen gleichzeitig aber auch das Potenzial, neuartige Lösungsansätze für die aktuellen und künftigen Anforderungen an Corporate Learning zu bieten (Sauter & Sauter, 2013, S. 23). Adaptive Lernsysteme, intelligente Tutoren-Systeme, Chatbots und algorithmenbasierte Lernempfehlungen gehören zu prominenten Anwendungen im Bildungskontext, die aktuell diskutiert werden. Während KI-basierte Lösungen in verschiedenen Lebens- und Arbeitsbereichen bereits omnipräsent sind (Dhawan & Batra, 2021, S. 12; Hecker et al., 2017, S. 44–53) und im HRM-Kontext besonders in Bezug auf Selektion und Rekrutierung untersucht werden (Qamar, Agrawal, Samad & Chiappetta Jabbour, 2021, S. 23), wurden sie bisher in Zusammenhang mit Corporate Learning wissenschaftlich kaum untersucht (Harrison, Nichol & Gold, 2020, S. 145; Renz & Hilbig, 2020, S. 18). Auch in der Praxis offenbart sich kein anderes Bild. Obwohl gemäss der Befragung von 170 Personalentwicklungsspezialist*innen im DACH-Raum durch Seufert, Guggemos, Meier und Helfritz (2020, S. 15–16) im Jahr 2020 eine positive Grund- und Erwartungshaltung gegenüber einer fortschreitenden Digitalisierung und dem Einsatz von KI herrscht und sich diese Tendenz auch allgemein im HRM-Bereich zeigt (Bruch, Lohmann, Szlang & Heissenberg, 2019, S. 10–11), fehlen mehrheitlich Kenntnisse und entsprechende Umsetzungsstrategien für den Einsatz KI-basierter Lösungen. Die Relevanz und das Interesse der Bildungsbranche, des Personalmanagements und somit auch der Personalentwicklung an

den Potenzialen KI-basierter Systeme erhöhen sich erst seit wenigen Jahren (Chen, Xie, Di Zou & Hwang, 2020, S. 1; Gross, 2021, S. 193–194; Jatobá et al., 2019, S. 141; Maity, 2019). In jüngster Zeit wird in Personalentwicklungskreisen vermehrt dazu aufgerufen, sich mit den Potenzialen sowie Auswirkungen von KI im eigenen Kontext auseinanderzusetzen (Kormanik & Shindell, 2014, S. 700; Meier, Seufert, Guggemos & Spirgi, 2021, S. 92; Meijerink et al., 2018, S. 2; Oh & Huang, 2018, S. 261; Renz & Hilbig, 2020, S. 17–18; Tuomi, 2018, S. 3). Folgende Facetten charakterisieren den aktuellen Stand der Forschung und Praxis an der Schnittstelle zwischen KI und Corporate Learning:

Aus Studien geht hervor, dass die Hoffnungen und Erwartungen im Allgemeinen hoch, aber die tatsächlichen Anwendungen und Kenntnisse im Bereich Personalentwicklung noch gering sind (Oh & Huang, 2018, S. 258; Seufert, Guggemos, Meier & Helfritz, 2020, S. 18).

„Zwischen dem Versprechen und der Realität der künstlichen Intelligenz im HR klafft eine grosse Lücke.“ (eigene Übersetzung; Tambe, Cappelli & Yakubovich, 2019, S. 15)

Ransbotham, Kiron, Gerbert und Reeves (2017) bezeichnen dies als „gap between ambition and execution“ (S. 1). Derzeit ist unklar, welche übertriebenen Erwartungen und welche realistischen Anwendungsszenarien von KI in HRM und speziell auch in der Personalentwicklung bestehen (Nascimento, da Cunha, Souza Meirelles, Scornavacca & Melo, 2018, S. 8; Tuomi, 2018, S. 2). Gemäss dem Gesetz von Amara ist die Tendenz vorhanden, das Veränderungspotenzial kurzfristig zu überschätzen, dafür langfristig aber zu unterschätzen. Darüber hinaus ist gemäss Strohmeier und Piazza (2015) „nicht jede KI-Technik [...] für das Personalmanagement geeignet, und nicht jede HR-Aufgabe kann durch eine KI-Technik gelöst werden“ (S. 167). Erschwerend kommt hinzu, dass der Begriff der KI unterschiedlich sowie undifferenziert genutzt wird. Zum Beispiel wird häufig nicht explizit zwischen schwacher und starker KI unterschieden, und auch die Abgrenzung zwischen regelbasierten Expertensystemen sowie komplexen, selbstlernenden und hybriden KI-basierten Systemen wird vernachlässigt (Abele & D'Onofrio, 2020, S. 34; Hildesheim & Michelsen, 2019, S. 121; Zheng, Chen, Zhou, Friedman & Blikstein, 2021, S. 1140). Der Diskurs rund um KI kann als wenig fundiert und verzerrt beschrieben werden, was das folgende Zitat verdeutlicht:

„Es gibt viele Unbekannte und kühne Behauptungen über KI und wie sie unser Leben beeinflussen könnte. Dies trägt nicht dazu bei, einen transparenten Dialog zu führen und Vertrauen aufzubauen, um den potenziellen Mehrwert der KI zu erkunden.“ (eigene Übersetzung; Laat, Joksimovic & Ifenthaler, 2020, S. 269)

Weiter wird bemerkt, dass die seltenen Publikationen an der Schnittstelle von Personalentwicklung und KI theoretisch ausgerichtet sind und es an empirischen Untersuchungen sowie Anwendungserfahrungen fehlt (Harrison et al., 2020, S. 161; Renz & Hilbig, 2020, S. 12). Wissenschaftliche Wirkungsstudien zu KI-basierten Systemen im Corporate-Learning-Kontext und zu Grossteilen auch im allgemeinen Bildungskontext sind zum aktuellen Zeitpunkt nicht existent (Pedró, Subosa, Rivas & Valverde, 2019, S. 31; Renz, Krishnaraja & Gronau, 2020, S. 15). Wissenschaftlich aufgearbeitete Praxisfälle im Kontext von Corporate Learning zu Einführungen KI-basierter Systeme und damit einhergehenden erfolgskritischen Faktoren sind nicht vorhanden. Dies gilt gleichsam für verwandte Felder wie Big Data und Learning Analytics (Giacumo & Breman, 2016, S. 35; Luan et al., 2020, S. 3; Renz & Hilbig, 2020, S. 17–18). Auch im breiteren Organisationskontext werden Wissenslücken im Bereich der erfolgreichen Adoption KI-basierter Systeme festgestellt (Benbya, Davenport & Pachidi, 2020, S. xiii). Solche Erkenntnisse sind indes zentral, um die in der Theorie angestrebten Mehrwerte KI-basierter Systeme auch tatsächlich realisieren und Risiken minimieren zu können.

Die Fortschritte, die im Zusammenhang mit KI-basierten Systemen im Bildungssektor beobachtbar sind, sind mehrheitlich von Seiten des privaten Sektors getrieben. Aktuell gelten Grosskonzerne aus China und Amerika sowie und EdTech-Start-ups als die Treibenden der KI-Fortschritte im Bildungsbereich (Pedró et al., 2019, S. 34). Wie Marktanalysen veranschaulichen, existieren bereits verschiedene Anbietende, die KI-basierte Systeme für Corporate Learning offerieren. Allerdings bedienen sich die Anbieter*innen unterschiedlicher Auffassungen von KI und sind bei Weitem noch nicht flächendeckend angekommen (Renz & Hilbig, 2020, S. 13). Die Schaffung ethischer und rechtlicher Rahmenbedingungen gehört aktuell zu den Herausforderungen vieler Staaten, darunter auch der Schweiz (Bundesrat, 2020; SBFI, 2019). Datenschutzbestimmungen und -bedenken gelten als ein zentrales Hindernis für die langsame Diffusion KI-basierter Lösungen in Europa. Auch die ethische Perspektive auf das Thema KI hat in den vergangenen Jahren an Relevanz gewonnen.

Bereits vorhandenen Lösungen wird kritisch entgegengehalten, dass sie mehrheitlich aus der Computer Science und weniger aus der Bildungs- und Personalentwicklungsfor schung getrieben sind und das Potenzial bergen, zweifelhafte pädagogische Praktiken zu skalieren (Tuomi, 2018, S. 29). Eine Forderung nach mehr Business-Pull seitens der Personalentwicklung entgegen dem aktuell beobachtbaren Technology-Push ist in der Literatur prominent (Tuomi, 2018, S. 34; Zawacki-Richter, Marín, Bond & Gouverneur, 2019, S. 21). Renz und Hilbig (2020) konstatieren entsprechend: „Technology as the sole driver of innovation in education is not enough“ (S. 16). Damit fordern die

Autor*innen eine engere Zusammenarbeit zwischen Fachspezialist*innen aus dem Bildungskontext und Spezialist*innen aus der Computer Science und Data Science. Gleichwohl erweist sich diese Forderung als schwierig umsetzbar. Während es von Seiten der Personalentwicklung an technischem Wissen fehlt, mangelt es auf technischer Seite an personalentwicklungsspezifischem Wissen (Luan et al., 2020, S. 3; Xie, Hwang & Wong, 2020, S. 2). Dies erschwert eine erfolgreiche Kollaboration. Diese Brücke gilt es vermehrt zu schlagen und zu festigen, um mit KI-basierten Systemen einen Mehrwert für Corporate Learning erzeugen zu können.

Dieser Beschrieb des aktuellen Forschungs- und Diskussionsstands an der Schnittstelle zwischen Corporate Learning und KI illustriert, dass es sich beim ausgewählten Forschungsthema um ein fragmentiertes Themenfeld handelt, das viele offene Forschungsfragen, einen expliziten Handlungsbedarf, aber noch wenige wissenschaftlich fundierte Grundlagen aufweist. Stand heute existieren wenige explizite Erkenntnisse zur Adoption und Diffusion KI-basierter Anwendungen im Kontext von Corporate Learning. Auch eine systematisch erarbeitete Übersicht verschiedener KI-Systeme mit ihren Nutzenpotenzialen für Corporate Learning fehlt. Zudem ist ein offenes Forschungsfeld, wie sich die Rollen von L&D-Professionals in direkter Zusammenarbeit mit KI-basierten Systemen ändern und was sie zu einer erfolgreichen Adoption beitragen können. Diese Arbeit setzt hier an und möchte einen Beitrag zur Demystifizierung des KI-Begriffs und zur systematischen Auseinandersetzung sowie zweckmässigen Gestaltung solcher Technologien für Corporate Learning leisten. Durch die Erstellung einer Gesamtschau zum Thema ‚KI-basierte Systeme in Corporate Learning‘ sollen Forschende wie Praktiker*innen Hinweise und relevante Denkstrukturen erhalten, um das Thema weiterentwickeln zu können. Dafür wird eine konstruktiv-kritische, indes technologieaffine Haltung eingenommen. Eine solche Haltung befürwortet der Ethikbeirat HR Tech (2019) in Bezug auf KI im Personalbereich: „Unter dem Strich geht es um das Ziel, neue Technologien im Personalbereich so zu nutzen, dass sie der Mitarbeiterschaft und den Organisationen dienen und ihnen jeweils mehr Freiheit bieten. Technikpessimismus bringt hier genauso wenig wie Euphorie. Gefragt ist ein kritischer und zugleich vernünftiger Blick auf die Lage“ (S. 5).

1.2 Erkenntnisinteresse und Forschungsfragen

Die Forschungsarbeit bewegt sich an der Schnittstelle zwischen Personalentwicklung mit Fokus auf Corporate Learning und KI. Aufgrund des Novums dieser Themenkombination ergeben sich zahlreiche Forschungsfragen, weshalb eine Abgrenzung

erforderlich ist. Personalentwicklung sowie KI repräsentieren in sich umfangreiche und vielfältige Themengebiete. Es gilt, alle relevanten Facetten zu berücksichtigen und gleichzeitig ein realistisch bearbeitbares Untersuchungsfeld abzustecken. Diese Arbeit hat zum Ziel, ein Fundament für weiterführende Forschung und eine fundierte Orientierungs-, Entscheidungs- sowie Gestaltungshilfe für die Praxis zu bieten. Statt eines engen Fokus auf eine konkrete Anwendung und deren Auswirkungen wird daher bewusst eine breite, strategisch-konzeptionelle Perspektive auf das Thema gewählt. Der thematische Schwerpunkt rund um KI und Corporate Learning kann unterschiedlich gestaltet werden. Gross (2021, S. 198–199) differenziert zwischen einer erstrangigen und einer zweitrangigen Veränderung, die sich als Untersuchungsschwerpunkt eignen könnten. Die Betrachtung der erstrangigen Veränderungen bezieht sich auf Veränderungen, die Mitarbeitende – also die Zielgruppen von Corporate Learning – erleben, und umfasst etwa folgende Fragen: Wie verändern sich Berufsbilder, welche neuen Kompetenzen sind gefragt, wie verändern sich die Bedürfnisse der verschiedenen Anspruchsgruppen durch ihre vermehrte Arbeit mit KI-basierten Systemen, und welche Unterstützung wird hierbei benötigt? Die zweitrangige Veränderung widmet sich der Personalentwicklung an sich. Hier geht es um die Art und Weise, wie die Personalentwicklung verändert werden muss, um den Anforderungen im Rahmen der erstrangigen Veränderungen gerecht zu werden. Beispielsweise stehen in diesem Kontext folgende Fragen im Fokus: Wie können die notwendigen Kompetenzentwicklungen der Mitarbeitenden gestaltet und begleitet werden? Welche Auswirkung hat dies auf die Profession der Personalentwicklung?

Diese Forschungsarbeit greift den Themenschwerpunkt der zweitrangigen Veränderungen auf und untersucht, wie KI-basierte Systeme erfolgreich für die Personalentwicklung genutzt werden können. In nachstehender Grafik ist der gewählte Forschungsschwerpunkt verdeutlicht:

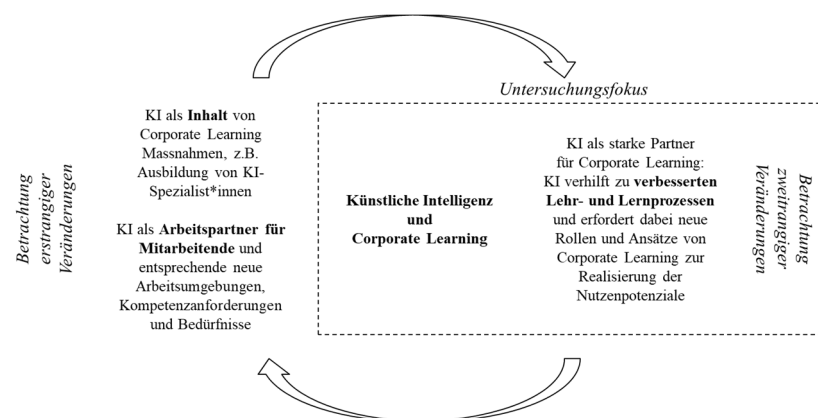


Abbildung 1: Forschungsschwerpunkt der Monografie
(eigene Darstellung)

Folglich bildet sinngemäss das *Lernen und Lehren mit KI* statt *Lernen und Lehren über KI* den Mittelpunkt dieser Studie. Es wird untersucht, wie KI als starker Partner für die Personalentwicklung genutzt werden kann. Dieses Bild der Partnerschaft verwenden beispielsweise auch Erpenbeck und Sauter (2015, S. 8) in ihren Ausführungen zum Lernen mit humanoiden Computern. Der Begriff ‚humanoide Computer‘ wird in dieser Monografie allerdings nicht herangezogen, sondern es wird von KI-basierten Systemen gesprochen. Konkret steht die folgende forschungsleitende Frage im Zentrum dieser Arbeit:

Wie können KI-basierte Systeme erfolgreich im Kontext von Corporate Learning genutzt werden?

Die folgenden Forschungsfragen dienen dazu, die übergeordnete Hauptforschungsfrage strukturiert zu beantworten:

- F1: Welche KI-basierten Systeme bieten welche Nutzenpotenziale im Kontext von Corporate Learning?
- F2: Welche erfolgskritischen Faktoren gilt es für eine erfolgreiche Adoption im eigenen Unternehmen zu beachten?
- F3: Was bedeutet der Einsatz KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning für die Profession der Personalentwicklung?

Die Beantwortung der Forschungsfragen fusst auf einer Kombination aus theoretischer und empirischer Erkenntnisgewinnung. Die Arbeit ist nicht gestaltungsorientiert. Dies bedeutet, dass keine KI-Anwendungen getestet oder entwickelt werden. Aufgrund des Neuigkeitsgrads des gewählten Forschungsgegenstands ordnet sich diese Monografie in der explorativen, qualitativen und theoriegenerierenden Forschung ein. Einem explorativen Forschungsvorhaben liegen keine Hypothesen zugrunde, die verifiziert oder falsifiziert werden können. Somit ist weniger klar erkennbar, ob und wie ein Forschungsvorhaben am Ende als erfolgreich eingeordnet werden kann. Yin (2018, S. 28) schlägt deswegen vor, einen Purpose für das Forschungsvorhaben zu definieren und Kriterien aufzuzeigen, anhand derer ersichtlich wird, ob die Exploration als erfolgreich (oder nicht) beurteilt werden kann. Als Ziel dieser Forschungsarbeit werden eine Übersicht KI-basierter Anwendungen und das Aufzeigen von Nutzenpotenzialen sowie Erkenntnisse zur Einführung und Nutzung von KI in Corporate Learning angestrebt. Ein weiteres Augenmerk liegt auf den Auswirkungen auf die Rollen von L&D- Professionals im Zusammenhang mit dem Einsatz eines KI-basierten Systems im Rahmen von Corporate Learning. Die Ergebnisse sollen in einem konzeptionellen Modell festgehalten werden und insbesondere Entscheidungsträger*innen aus der Personalentwicklungspraxis als

Orientierungs-, Entscheidungs- und Gestaltungshilfe dienen. Die Beurteilung, ob die Forschungsergebnisse als erfolgreich beurteilt werden können, wird anhand einer Validierung mit Praxisvertreter*innen überprüft.

1.3 Eingrenzung des Forschungsthemas

Den Untersuchungsgegenstand bildet die Personalentwicklung mit Fokus auf Corporate Learning von Grossunternehmen, da dies dem Kontext der Autorin entspricht und das persönliche Erkenntnisinteresse folglich besonders hoch ist. Dabei liegt der Schwerpunkt auf sogenannten Wissens-Mitarbeitenden (engl. white collar workers). Dies hat pragmatische Gründe, da solche Personen bereits mit digitalen Werkzeugen arbeiten und so einfachere Voraussetzungen für die Nutzung digitaler Lösungen für ihre Lernprozesse aufweisen. Auch wird in dieser Forschungsarbeit bewusst auf Anwendungen fokussiert, die gezielt für Corporate Learning entwickelt und eingesetzt werden. KI-basierte Anwendungen, die den Arbeitsalltag grundsätzlich vereinfachen, beispielsweise KI-basierte Übersetzungsmaschinen wie der DeepL-Übersetzer oder die Live-Transkriptionen und Live-Übersetzungshilfen von Microsoft Teams, werden entsprechend berücksichtigt, stehen aber nicht im Zentrum dieser Arbeit. Zudem werden Anwendungen veranschaulicht, die sich nicht im 3D-Raum abspielen. Themen wie das Metaversum und immersive Medien werden abgegrenzt, um die Untersuchung in einem forschungsökonomisch angemessenen Rahmen zu halten. Auch Roboter sowie Cyborgs gehören nicht in den Untersuchungsraum. Vielmehr konzentriert sich die Verfasserin auf Anwendungen, die bildschirmbasiert sind und den Menschen in seiner realen Welt betreffen und nicht als Avatar betrachten. Im Kapitel zur Definition von künstlicher Intelligenz wird der Untersuchungsfokus systematisch beschrieben und dargelegt, welche Arten KI-basierter Systeme betrachtet werden (siehe Kapitel 4). Weshalb der gewählte Forschungsfokus eine besondere Relevanz für Forschung und Praxis aufweist, wird nachstehend begründet.

1.4 Relevanz für Forschung und Praxis

Im Sinne der Abbildung soll das Forschungsvorhaben dazu dienen, sich in der heutigen schnelllebigen Welt mit einem Thema auseinandersetzen, das an Bedeutung zunimmt, jedoch in den meisten Corporate-Learning-Alltagspraktiken noch keinem akuten Handlungsdruck unterliegt. Künstlicher Intelligenz wird allerdings zugesprochen, sämtliche Lebensbereiche und somit auch die Personalentwicklung zu disruptieren (Meijerink et al., 2018, S. 1). Folglich erscheinen eine frühzeitige und vorausschauende

Auseinandersetzung sowie die Schaffung eines zukunftsbezogenen Orientierungswissens als sinnvoll.

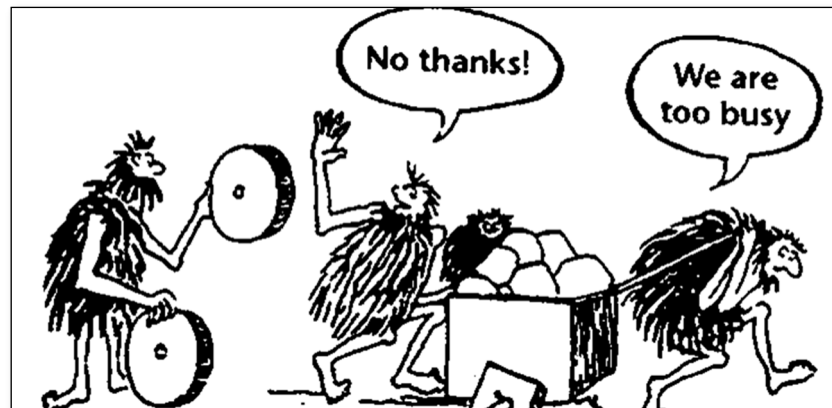


Abbildung 2: Gefahr von ‚I am too busy‘
(Symbolbild; Darstellung in Anlehnung an Tucker, 2016²)

Relevanz ist zentrales Merkmal eines validen Forschungsvorhabens. Eine zu bevorzugende Problemstellung integriert sowohl die wissenschaftliche als auch die praktische Relevanz (King, Keohane & Verba, 1994, S. 31). Interessen der Praxis und der Wissenschaft können aber divergieren. Die Praxis ist an möglichst praktischen, handlungsorientierten Aussagen interessiert, während die Wissenschaft auf fundierte Theorien fokussiert (Seufert, 2008, S. 42). Eisenhardt und Graebner (2007, S. 26) unterscheiden zwischen theory-driven research und phenomen-driven research. Bei der vorliegenden Forschungsarbeit handelt es sich um phenomen-driven research. Erklärtes Ziel dieses Forschungsprojekts ist es, für Forschung und Praxis gleichsam einen Mehrwert zu erbringen. Der Praxisnutzen steht dabei im Vordergrund. Obwohl an der Schnittstelle zwischen Personalentwicklungsforschung und KI eine Forschungslücke klafft, spiegelt dies nicht die wahrgenommene Relevanz des Themas wider. Es steht die Problemstellung im Vordergrund, wie die individuelle Kompetenzentwicklung von Mitarbeitenden im Kontext der sich verändernden Arbeitswelt optimiert werden kann – mit Blick auf den Einsatz von KI. Diese Kombination ist für Forschung und Praxis gleichermassen relevant und knüpft an bestehende Diskussionen und Herausforderungen in der Personalentwicklungsliteratur an. Die Praxisrelevanz dieses Forschungsvorhabens wurde zudem im Rahmen der Vorstudie abgeklärt und bestätigt (siehe Anhang 1: Annäherung an das Thema im Rahmen der Vorstudie). In der Personalentwicklungsforschung wird speziell dazu aufgerufen, vermehrt die Potenziale und Wirkungen von Technologien zur Unterstützung individuellen und organisationalen Lernens zu untersuchen (Kormanik & Shindell,

² <https://www.linkedin.com/pulse/please-stop-im-too-busy-kristin-tucker/>, abgerufen am 10.07.2019.

2014; Li, 2016; Meijerink et al., 2018; Oh & Huang, 2018; Tuomi, 2018). Das heutige Verständnis dazu wird von Oh und Huang (2018, S. 258) als noch limitiert beschrieben. Es besteht insbesondere ein Aufruf zur Erforschung von Praxisfällen, um die Adoption KI-basierter Systeme besser verstehen und gestalten zu können (Renz et al., 2020, S. 26).

„Die Frage, wie die Technologie am besten eingesetzt und genutzt werden kann, sollte ein Thema sein, das viel diskutiert, erforscht und untersucht wird. Bewährte Praktiken sollten gesammelt und ausgetauscht werden, zusammen mit Forschungsergebnissen, die die Praxis so leiten sollten, dass der Einsatz von Technologie mehr Nutzen als Schaden bringt.“ (eigene Übersetzung; Kormanik & Shindell, 2014, S. 700)

Zielgruppe der Forschungsergebnisse sind Personalentwicklungsforschende und Personalentwicklungspraktiker*innen, die sich mit dem Schwerpunkt Corporate Learning auseinandersetzen. Besonders angesprochen sind Entscheidungsträger*innen aus der Praxis.

Die Erkenntnisse sollen also dazu beitragen, das Thema für Corporate Learning zu demystifizieren, greifbarer und diskutierbarer zu machen sowie strategisch-konzeptionelle Orientierungs-, Entscheidungs- und Gestaltungshilfen zu bieten. Die Erkenntnisse zur Hauptforschungsfrage sollen am Ende in einem konzeptionellen Modell zur Gestaltung und Adoption von KI-basierten Systemen in Corporate Learning zusammengefasst werden. Die Kombination verschiedener Studien und Forschungsschritte trägt zur Erkenntnisgewinnung bei. Dieses Resultat hat einen präskriptiven Charakter und soll nutzbringendes Wissen offerieren, wie Mehrwerte durch KI-basierte Systeme für Corporate Learning realisiert werden können. Damit sollen die Auseinandersetzung und Nutzung solcher Systeme in Wissenschaft und Praxis angekurbelt werden, und die Forschungsergebnisse tragen zur Professionalisierung im Umgang damit bei. Durch eine Anwendungsübersicht und die Ermittlung von Nutzenpotenzialen wird eine Grundlage geschaffen, die für die Personalentwicklung, aber auch für Vertreter*innen aus der Computer Science und für EdTech-Anbieter*innen eine gemeinsame Diskussionsbasis bietet. Die Ergebnisse dieser Arbeit sollen beim Brückenschlag sowie bei der gegenseitigen Sensibilisierung zwischen verschiedenen Disziplinen helfen. Praxisprobleme werden damit nicht direkt gelöst, aber es wird eine Hilfestellung geboten, diese künftig reflektierter und besser lösen zu können. Dabei wird die Haltung gemäss Seufert (2008) eingenommen: „Die Beurteilung dessen, was eine Verbesserung ist, fällt je nach Interessenstandpunkt des Betrachters höchst unterschiedlich aus“ (S. 74). Das Forschungsergebnis schlägt deshalb strategische und normative Orientierungshilfen vor, überlässt es aber den jeweiligen Rezipient*innen, für den eigenen Kontext die geeigneten Schlüsse

und Entscheidungen zu treffen. Am Ende sind es dann auch die Rezipient*innen, die zu beurteilen haben, ob das Forschungsvorhaben als erfolgreich eingestuft werden kann. Die Frage, was ‚gute‘ Forschungsergebnisse sind, korreliert eng mit dem Werte- und Normensystem, der Interessenlage und dem Kontext der Zielgruppen (Bergold & Thomas, 2012, S. 24).

In Tabelle 1 sind die relevantesten zu erbringenden Ergebnisse und die Bedeutung dieser Arbeit zusammengefasst.

Tabelle 1: Zu erbringende Ergebnisse und Bedeutung für Forschung und Praxis
(eigene Darstellung)

Hauptbezug zu den Forschungsfragen	Nutzen für die Corporate-Learning-Praxis	Nutzen für die Personalentwicklungsforschung und verwandte Disziplinen
F1: Welche KI-basierten Systeme bieten welche Nutzenpotenziale im Kontext von Corporate Learning?	Eine systematische Übersicht heute möglicher und realistisch denkbarer Anwendungen und die Diskussion von Nutzenpotenzialen sowie Risiken dienen als Orientierungs- und Abschätzungshilfe zu möglichen Einsatzpotenzialen KI-basierter Systeme für den eigenen Corporate-Learning-Kontext.	– Systematische Übersicht KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning – Konzeptionelles Modell zur Entscheidung und Einführung KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning – Untersuchungsrahmen und Propositionen für weiterführende Forschung – Einblicke in Praxisfälle – Forschungsdesiderate
F1, F2	Entscheidungs- und Reflexionshilfen für Verantwortliche werden erarbeitet, um Handlungsfelder und Zusammenhänge zu erkennen, die Tragweite von Investitionen zu begreifen und damit informierte strategische Entscheidungen treffen zu können.	
F2: Welche erfolgskritischen Faktoren gilt es für eine erfolgreiche Adoption im eigenen Unternehmen zu beachten?	Eine Übersicht zu Gestaltungs- und Erfolgsfaktoren hilft dabei, eine zweckmäßige und normativ-orientierte Gestaltung KI-basierter Systeme sowie eine erfolgreiche Adoption im Kontext von Corporate Learning frühzeitig zu antizipieren und prägen zu können.	
F3: Was bedeutet der Einsatz KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning für die Profession der Personalentwicklung?	Erkenntnisse zur Rolle der Personalentwicklung im Zusammenspiel mit KI-basierten Systemen werden aufgezeigt, damit Auswirkungen auf die L&D-Professionals besser abgeschätzt werden können und eine entsprechende Vorbereitung frühzeitig eingeleitet werden kann.	

Durch diese Arbeit wird ein Beitrag zur Mitgestaltung der Zukunft von Corporate Learning und KI-basierten Systemen geleistet.

„Die aktuellen Entwicklungen – da sind sich Wissenschaftler und Praxisvertreter weitgehend einig – lassen sich nicht aufhalten, wohl aber ist der Umgang damit gestaltbar.“ (Hackl, Wagner, Attmer & Baumann, 2017, S. 38)

1.5 Disziplinärer Zugang

Die Forschungsfrage könnte grundsätzlich aus verschiedenen Perspektiven betrachtet werden. Künstliche Intelligenz ist in verschiedenen Disziplinen ein zentrales Forschungsobjekt, zum Beispiel in der Informatik, Neurobiologie oder Psychologie (AI HLEG, 2019a, S. 1). Diese Disziplinen untersuchen, wie KI-basierte Systeme weiterentwickelt werden können, analysieren aber auch deren Effekte und Anwendungen. In dieser Forschungsarbeit steht die Personalentwicklung im Vordergrund, die KI zum heutigen Stand noch nicht ausreichend erschlossen hat. Die Dissertation ist im Kern in der Personalentwicklungsforschung (engl. Human Resource Development [HRD]) verortet. Personalentwicklung ist ein Teilgebiet des Personalmanagements (engl. Human Resource Management [HRM]) (G. G. Wang, Werner, Sun, Gilley & Gilley, 2017, S. 1165), das wiederum ein Teilgebiet der Betriebswirtschaftslehre repräsentiert. Kormanik und Shindell (2014, S. 698) bezeichnen Personalentwicklung als ‚Patchwork‘-Feld, das sich unterschiedlicher Disziplinen bedient, sich über die Jahre verändert hat und seit der Gründung der Academy of Human Resource Development (AHRD) im Jahr 1993 weiterwächst. Dies hat Implikationen für das Forschungsvorhaben. Durch die Interdisziplinarität von Personalentwicklung sind verschiedene Paradigmen und Forschungsmethoden üblich, zulässig und sogar vermehrt gefordert (MacGoldrick, Stewart & Watson, 2002, S. 4; Kormanik & Shindell, 2014, S. 690). Insbesondere das Herbeiziehen und die Verknüpfung mit Theorien und Modellen aus der Wirtschaftsinformatik gewinnen zunehmend an Bedeutung (Bondarouk, Parry & Furtmueller, 2017, S. 103; Vrontis et al., 2021, S. 1240).

„Da HRD-Wissenschaftler*innen und -Praktiker*innen sich dem Lernen und der Unterstützung von Menschen und Organisationen bei der Verbesserung ihrer Leistung verschrieben haben, erscheint es fruchtbar, andere Disziplinen zu erforschen und potenzielle Implikationen für HRD zu ermitteln.“ (eigene Übersetzung; Swanson, 2001, zit. in Han & Stieha, 2020, S. 310)

Diejenigen, die in diese Forschungsarbeit zentral einbezogen werden, werden an den jeweiligen Stellen dieser Monografie näher begründet. Die beiden zentralen akademischen Vereinigungen der HRD-Forschung sind gemäss Werner (2014, S. 132) die Academy of Human Resource Development [AHRD] und die Academy of Management. Der

disziplinäre Zugang über die Personalentwicklungsdisziplin und somit die empirische Sozialforschung wird als Basis verstanden, von der aus das Forschungsvorhaben startet und in der die meiste Expertise besteht. Diese gibt die Grundannahmen und Rahmenbedingungen vor, innerhalb derer die Exploration stattfinden soll. Zu solchen Grundannahmen und Rahmenbedingungen gehören der Disziplin zugrunde liegende Paradigmen, Forschungsmethodologien und Methoden. Die Ausführungen dazu sind Gegenstand der kommenden Unterkapitel.

1.6 Forschungsparadigmatische Ausrichtung

Das eigene wissenschafts- sowie erkenntnistheoretische Verständnis (Epistemologie) prägt ein Forschungsprojekt substantiell. Es wird von der Lebenswelt der forschenden Person beeinflusst und beeinflusst die Fragestellung und die Auswahl der Methodik (F. Becker, 1993, S. 114). Im Fall der Verfasserin sind prägende Elemente seitens der Wissenschaft hauptsächlich die Forschungstradition und das Gedankengut des Instituts für Bildungsmanagement und Bildungstechnologie (IBB-HSG), des Instituts für Wirtschaftspädagogik (IWP-HSG) sowie des swiss competence centre for innovations in learning (scil) an der Universität St.Gallen. Zudem beruhen das Forschungsinteresse und entsprechendes Vorwissen und Prägungen auf der beruflichen Tätigkeit als Personal- und Organisationsentwicklungsspezialistin bei der Schweizerischen Post AG. Obwohl die wissenschaftliche und praktische Relevanz im Fokus dieser Arbeit steht, ist insbesondere der praktische Mehrwert dieser Dissertation aus Sicht der Forscherin zentral. Die forschungsparadigmatische Ausrichtung ist somit an diesem Hintergrund ausgerichtet.

Pragmatismus als wissenschaftstheoretisches Paradigma:

Ein Paradigma ist in Anlehnung an den Wissenschaftsphilosophen Thomas Kuhn „eine Gedankenstruktur, deren Annahmen und Praktiken geteilt werden, die Voraussetzung für die Schaffung von Wissen und die Produktion von Wahrheit ist“ (Winter, 2010, S. 125). Verschiedene Paradigmen können zu unterschiedlichen wissenschaftlichen Realitäten und Schlussfolgerungen führen (Winter, 2010, S. 125). Von Seiten der Personalentwicklungsforschung sind diverse Optionen möglich, da kein dominantes Paradigma der Personalentwicklungswissenschaften auszumachen ist (MacGoldrick et al., 2002, S. 4). In der empirischen Sozialforschung sind unterschiedliche wissenschaftstheoretische Paradigmen denkbar. Drei typische sind Positivismus, Konstruktivismus und Pragmatismus. Als zweckmässiger Standpunkt dieser Monografie wird der Pragmatismus gewählt.

„Im *Pragmatismus* steht die gesellschaftliche Nützlichkeit wissenschaftlicher Erkenntnisse im Vordergrund.“ (Popp, 2012, S. 16)

Der Pragmatismus mit seiner „sowohl/als auch“-Logik (Johnson, Onwuegbuzie, Waal, Stefurak & Hildebrand, 2017, S. 276) erscheint als die geeignete philosophische Meta-Grundlage der vorliegenden Forschungsarbeit. Der Pragmatismus besagt, dass eine reflektierte und sinnvolle Synthese verschiedener Paradigmen und Methoden ein besseres Verständnis eines Phänomens bedingen kann. Der integrative Ansatz ermöglicht es, die Stärken verschiedener Herangehensweisen zu verbinden. Pragmatismus bedeutet für Forschende die Freiheit, Forschungsfragen bestmöglich zu untersuchen und zu testen (Mayring, 2007, S. 2). Handlungsleitende Erkenntnisse für die Praxis werden dabei höher gewichtet als philosophische Diskussionen auf einer abstrakten Ebene.

Angewandte Forschung:

Der Pragmatismus lässt sich mit angewandter und praxisorientierter Forschung vereinbaren, die an der Universität St.Gallen verbreitet ist. Die anwendungsorientierte Forschung gehört zum Repertoire der Personalentwicklungsforschung, wie das Zitat von M. Becker (2013) zeigt: „Anwendungsorientierte PE-Forschung strebt sowohl die Verbesserung der grundlegenden (Er-)Kenntnisse als auch eine effektive und effiziente Nutzung der gewonnenen Kenntnisse in der Praxis an. Anwendungsorientierte PE-Forschung analysiert thematische Ausschnitte der PE und gibt Gestaltungshinweise für die Nutzung dieser Erkenntnisse in der Praxis.“ (S. 24)

Laut H. Ulrich (1982, S. 4) charakterisieren vier Merkmale die angewandte Forschung:

- Das Forschungsinteresse ist in Praxisproblemen begründet.
- Es handelt sich um multi-, inter- und transdisziplinäre Probleme.
- Die Problemlösekraft der Forschungsergebnisse für die Praxis steht im Zentrum.
- Das Wertfreiheitspostulat ist nicht haltbar. Normative Aussagen und Wertungen sind bewusster Bestandteil anwendungsorientierter Wissenschaft.

Die beschriebene Ausgangssituation verdeutlicht, dass das zu untersuchende Feld eine hohe aktuelle Relevanz aufweist, aber an dieser spezifischen Schnittstelle noch weitgehend unerforscht ist. Daher eignet sich eine strikt hypothesengeleitete und theorieüberprüfende Vorgehensweise nicht.

Theoriegenerierende Forschung und qualitativ-explorativer Zugang:

Das Forschungsvorhaben ist in der theoriebildenden Forschung anzusiedeln. Ziel ist, durch die vorliegende Arbeit den Boden für weiterführende Forschungsfragen

aufzubereiten und einen Beitrag zur Schliessung der noch grossen Forschungslücken zu leisten. Aufgrund dieser Ausgangslage bietet sich ein explorativer Zugang an.

„Grundgedanke explorativer Studien ist, dass man den Forschungsgegenstand möglichst nahe kommen will, um zu neuen, differenzierten Fragestellungen und Hypothesen zu gelangen.“ (Mayring, 2007, S. 4)

Explorative, entdeckende Studien beginnen – im Gegensatz zur erklärenden Forschung – nicht mit fertigen Theorien und zu überprüfenden Hypothesen. Eine explorative Studien ist vielmehr ein erster Schritt zur Strukturierung eines noch nicht ausreichend definierten Phänomens. „Sie dient der erfahrungsgeleiteten Spekulation auf Basis theoretisch geleiteter Erfahrung.“ (F. Becker, 1993, S. 117) Durch explorative Forschung kann eine wertvolle Perspektivenvielfalt auf ein neues Thema durch Beizug verschiedener Praxispartner*innen, Expert*innen und anderer Quellen erreicht werden. F. Becker (1993, S. 117) nennt die folgenden drei Funktionen einer explorativen Studie:

- 1) Deskriptive Funktion: Beschrieb eines realen Phänomens
- 2) Erklärende Funktion: Ableitung von Hypothesen als Vorstufe zur erklärenden Forschung
- 3) Praktische Funktion: Systematische Aufarbeitung möglicher Problemfelder, Erarbeitung theoretischer Grundlagen und Erklärungen, Diskussion möglicher Massnahmen

Mayring (2007, S. 5) betont, dass explorative Studien keinesfalls nur Vorstudien für weiterführende Zusammenhangs- und Kausalanalysen sein können, sondern bei einer rigorosen Durchführung eigenständige, legitime Forschungsleistungen sind. Diese Ansicht ist nicht unumstritten, wird aber im Rahmen dieser Forschungsarbeit geteilt. Der Prozess der Exploration – und somit der theoriebildenden/induktiven Forschung – kann grob wie folgt veranschaulicht werden:

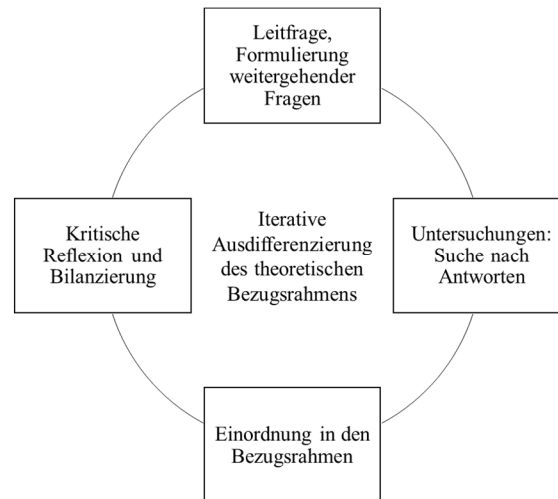


Abbildung 3: Iterativer sowie induktiver Forschungsprozess
(eigene Darstellung in Anlehnung an Seufert, 2008, S. 44)

Die wissenschaftlich fundierte und methodisch saubere Entwicklung explorativer Designs muss dabei nicht auf qualitative Forschung beschränkt sein (Mayring, 2007, S. 6). Obwohl aufgrund der pragmatischen Haltung eine Verknüpfung von qualitativen und quantitativen Methoden im Forschungsprozess zulässig wäre, wird aufgrund des vorliegenden, noch unzureichend erforschten Forschungsgegenstands auf ein rein qualitatives Forschungsdesign gesetzt. Die qualitative Forschung ist eng mit dem interpretativen Paradigma verknüpft. Es „versteht soziale Wirklichkeit als durch Interpretationen konstruiert“ (Lamnek & Krell, 2016, S. 46). Wissenschaftliche Erkenntnisse sind dementsprechend abhängig vom Kontext sowie der Interaktions- und Interpretationsleistung der eingebundenen Akteur*innen. Die *eine* Objektivität und die *eine* Wahrheit können somit nicht existieren (Winter, 2010, S. 126). Dies harmonisiert wiederum mit der angewandten Forschung.

Wissenschaft – Praxis – Kommunikation:

In der anwendungsorientierten Forschung bietet sich der Ansatz Wissenschaft – Praxis – Kommunikation an, der stark von Euler (1997) geprägt ist und von diversen Forschungsvorhaben im Bereich Bildungsmanagement und Personalentwicklung aufgegriffen wurde (Diesner, 2008; Krapf, 2019; Raatz, 2015; Schuchmann, 2016; Seufert, 2008). Dieses Paradigma ermöglicht, dass sowohl Erklärungsansätze aus der Praxis als auch wissenschaftliche Erkenntnisse im Sinne von Ko-Konstruktion in die Beantwortung der Forschungsfrage einfließen können. Es wird davon ausgegangen, dass durch die Integration beider Perspektiven die Akzeptanz und Glaubwürdigkeit insbesondere in der Praxis erhöht werden (Seufert, 2008, S. 44).

Nachdem die forschungsparadigmatische Ausrichtung dieser Monografie geklärt ist, wird nachfolgend auf die Eigenheiten qualitativer Forschung eingegangen.

1.7 Qualitative Forschung und ihre Gütekriterien

„Der Bereich der Wissenschaft ist unbegrenzt, ihr Material ist endlos; jede Gruppe von Naturphänomenen, jede Phase des gesellschaftlichen Lebens, jede Stufe der vergangenen oder gegenwärtigen Entwicklung ist ein Material für die Wissenschaft. Die Einheit der gesamten Wissenschaft besteht allein in ihrer Methode, nicht in ihrem Material.“ (eigene Übersetzung; Karl Pearson, 1892, zit. in King et al., 1994, S. 22)

In dieser Arbeit stützt sich die Verfasserin, wie bereits im vorherigen Unterkapitel begründet, ausschliesslich auf qualitative Forschung. Im Gegensatz zu quantitativen Ansätzen zeichnet sich die qualitative Forschung dadurch aus, dass Fragestellungen ohne Hypothesen präzisiert werden, das Forschungsdesign direkt aus der Fragestellung abgeleitet wird und Variablenzusammenhänge und Kausalanalysen nicht im Zentrum stehen (Mayring, 2007, S. 8). Ein relevanter Bestandteil dieses Unterkapitels ist die Definition handlungsleitender Prinzipien qualitativer Forschung und von Gütekriterien, die für das geplante Forschungsvorhaben zur Anwendung kommen sollen. Für das vorliegende Forschungsvorhaben sollen verschiedene qualitative Methoden zur Datenerhebung und Datenanalyse in einen zielführenden Methoden-Mix gebracht werden. Auf die konkrete Methodenwahl der Datenerhebung und Datenanalyse wird pro Studie jeweils direkt und individuell eingegangen.

Während die Gütekriterien in der quantitativen Forschung klar geregelt sind, sind sie in der qualitativen Forschung weniger eindeutig definiert respektive verlangen nach anderen Beurteilungskriterien. Flick (2014, S. 411) zeigt auf, dass keine allgemeingültige Auswahl an Kriterien existiert, die für alle qualitativen Vorhaben gleichermassen gelten. Die klassischen Gütekriterien Objektivität, Reliabilität und Validität greifen in der qualitativen Forschung lediglich bedingt, während sie in der quantitativen Forschung allgemein akzeptiert sind. In der qualitativen Forschung wird der englische Begriff ‚Rigor‘ unterschiedlich definiert und erfordert eine verfahrensspezifische Definition (Bogner, Littig & Menz, 2014, S. 93). Flick (2005, S. 195–199) beschreibt drei Varianten, wie mit Gütekriterien für die qualitative Forschung umgegangen wird: 1) Begrifflichkeiten der quantitativen Gütekriterien nutzen, diese aber auf qualitative Forschung anpassen; 2) Suche nach neuen, methodenangemessenen Kriterien; 3) keine Verwendung von Gütekriterien per se. Diese Arbeit folgt der Haltung, dass die Gütekriterien gemäss Variante 2 für das jeweilige Vorhaben und die Disziplin angepasst werden sollten, was

beispielsweise auch Anderson (2017, S. 127) oder Flick (2014, S. 422) als zielführend erachten. Es wird darauf verzichtet, die drei klassischen Gütekriterien Objektivität, Reliabilität und Validität für das eigene Forschungsvorhaben zu modifizieren. Es sollen vielmehr pro Studie Gütekriterien entwickelt werden, die anstelle der drei klassischen Gütekriterien für das vorliegende Forschungsvorhaben herangezogen werden. Gütekriterien können je nach Studie unterschiedlich ausfallen und verschieden gewichtet werden (Strübing, 2018, S. 215). Somit werden jeweils die qualitätssichernden Massnahmen und die Reflexion zur Einhaltung der Gütekriterien pro Studie formuliert. Für die gesamte Arbeit gelten dennoch übergeordnete Leitprinzipien der qualitativen Sozialforschung. Dazu gehören die fünf von Strübing (2018) als „nahezu allgemeine Grundsätze für die qualitative Forschung“ (S. 25) bezeichneten Merkmale:

Tabelle 2: Prinzipien qualitativer Sozialforschung
(eigene Darstellung in Anlehnung an Strübing, 2018, S. 25)

Prinzip	Beschrieb
Gegenstandsangemessenheit	Auswahl eines adäquaten Forschungsdesigns bezüglich der zu beantwortenden Forschungsfrage
Offenheit	Offenheit gegenüber neuen Erkenntnissen im Verlauf des Forschungsprozesses, trotz Vorwissen keine dogmatische Herangehensweise
Kommunikation	Verständnis von Forschung als kommunikativer Prozess
Prozesshaftigkeit	Die Konstruktion neuer Erkenntnisse erfolgt prozessual in einem Wechselspiel zwischen Empirie und Theorie und ist regelgeleitet.
Reflexivität	Rückbezüge und ein iteratives Vorgehen gehören zum Forschungsprozess.

Die hier veranschaulichten Prinzipien sind relevante Orientierungs- und Reflexionsanker. Nachdem die Gütekriterien und Prinzipien der qualitativen Forschung und der Umgang für dieses Forschungsvorhaben geklärt sind, folgt nun die Vorstellung des Forschungsdesigns.

1.8 Forschungsdesign

Das Forschungsdesign baut auf den festgelegten Prämissen auf, die zuvor ausgeführt wurden. Es zeigt das Forschungsvorhaben in seiner Gesamtheit auf und verknüpft Forschungsfragen mit Forschungsansätzen sowie angestrebtem Erkenntnisgewinn. In Abbildung 4 ist das Forschungsdesign visualisiert:

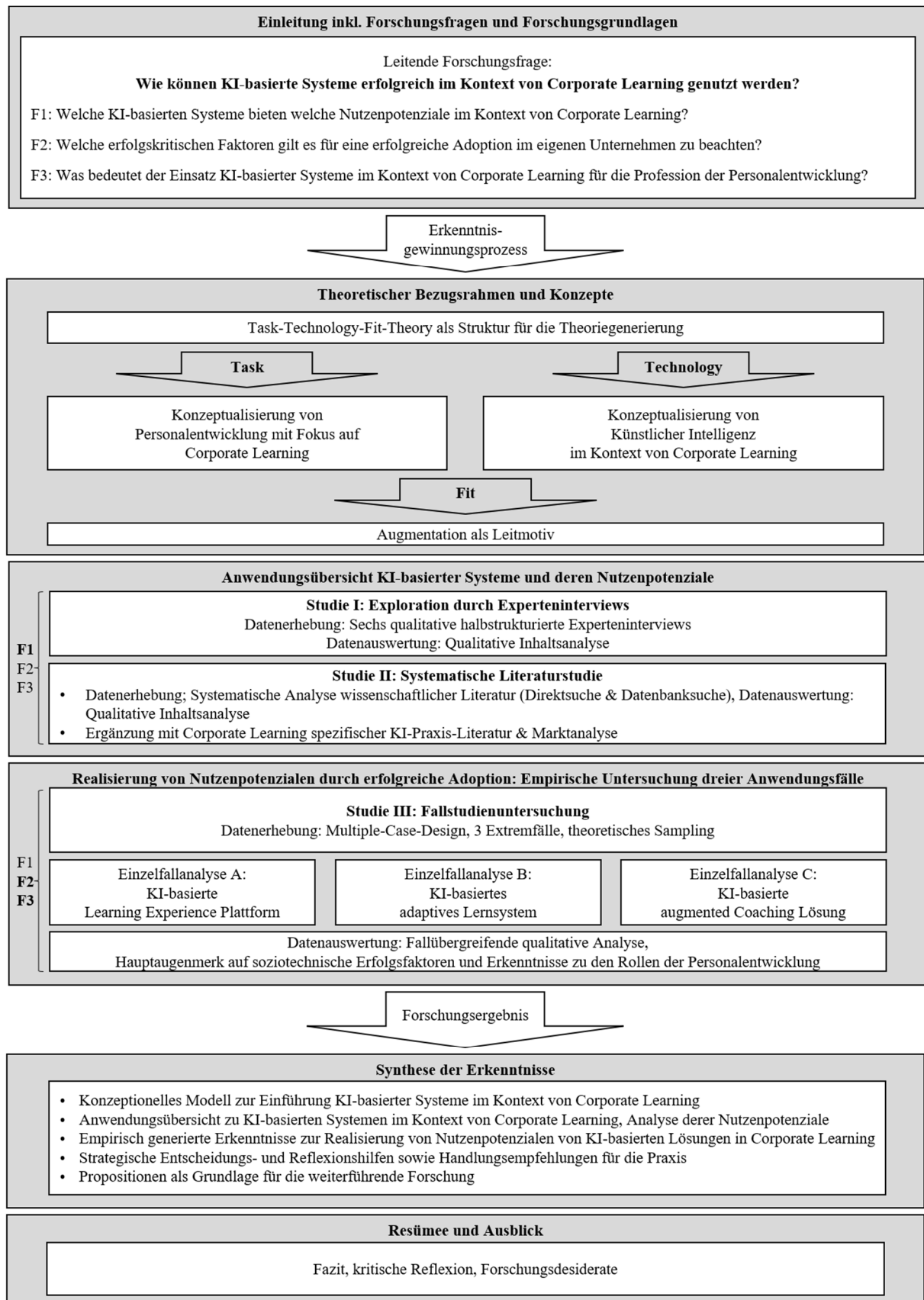


Abbildung 4: Forschungsdesign
(eigene Darstellung)

Da es sich bei der kombinierten Betrachtung von KI im Kontext von Corporate Learning um ein neues Themengebiet handelt, das inhaltlich auf keine umfangreiche theoretische oder praktische Basis abgestützt werden kann, werden hinsichtlich der Forschungsmethodik bewährte Forschungsansätze ausgewählt. Dies wird beispielsweise von Mayring (2007, S. 3) empfohlen. So kann trotz des Novum-Charakters des Inhalts eine gewisse Sicherheit und Robustheit im Vorgehen gewährleistet werden, was Unsicherheiten im Forschungsprozess verhindern kann. Es werden verschiedene Instrumente der qualitativen Forschung beigezogen, um durch einen multimethodischen Ansatz ein abgestütztes und mehrperspektivisches Bild auf die Thematik zu erhalten. Die Wahl der geeigneten Datenerhebungsmethoden gestaltet sich wie folgt:

- Explorative Experteninterviews
- Systematische Literaturstudie
- Multiple-Case-Design-Fallstudienuntersuchung

Der Beizug verschiedener Forschungsansätze und Datenerhebungsmethoden hilft dabei, komplexe Probleme besser erfassen und zu analysieren. Auch können so die verschiedenen Stärken einzelner Methoden für die Beantwortung der jeweiligen Forschungsfragen genutzt werden. Das Forschungsdesign verbindet theoretische und empirische Erkenntniszugänge zur Beantwortung der Forschungsfragen.

Obwohl das Forschungsdesign eine Stringenz aufweist und sequenziell aufgebaut ist, wurden die einzelnen Teile dieser Arbeit iterativ und heuristisch entwickelt.

„Ein dynamischer Prozess der Untersuchung findet innerhalb einer stabilen Struktur von Regeln statt.“ (eigene Übersetzung; King et al., 1994, S. 25)

Zur Beantwortung der Forschungsfragen werden in einem ersten Schritt zeitgemässe und zum Forschungszweck passende Konzeptualisierungen von Corporate Learning und KI entwickelt. Zentrale Konzepte, Theorien und Modelle werden genutzt, um einen soliden und basierend auf aktuellen wissenschaftlichen Erkenntnissen abgestützten Untersuchungsrahmen zu ermöglichen. Der Grund für die Einzelbetrachtung der beiden Konzepte und der Beizug bestehender wissenschaftlicher Theorien und Erkenntnisse liegt in der Annahme, dass trotz der Neuartigkeit und bisherigen Vernachlässigung des Themas in der Personalentwicklungsforschung diverse Erkenntnisse vorhanden sind, die zur Beantwortung der Forschungsfrage wesentlich beitragen. So soll auf bestehender Forschung aufgebaut werden und es sollen handlungsleitende sowie zweckmässige Konstrukte erarbeitet werden. Zudem entspricht dies einem gängigen Verfahren entsprechend der Task-Technology-Fit-Theorie, die als übergeordnete Theorie für den Erkenntnisgewinnungsprozess verwendet wird. Durch eine theoretische Synthese von Corporate

Learning und KI entsteht der Untersuchungsrahmen für die Beantwortung der Forschungsfragen. Durch die verschiedenen Studien erfolgen eine Präzisierung und inhaltliche Anreicherung des Untersuchungsrahmens, woraus am Ende die zu erbringenden Ergebnisse resultieren. Die Studien verfolgen jeweils Schwerpunkte in Bezug auf die Forschungsfragen. Die Experteninterviews und die systematische Literaturstudie zielen auf die Beantwortung der Forschungsfrage 1, während die Fallstudienuntersuchung auf die Forschungsfragen 2 und 3 fokussiert. Gleichwohl können jeweils Erkenntnisse für alle drei Forschungsfragen gewonnen werden. Über den gesamten Forschungsverlauf hinweg werden Erkenntnisse angereichert und sind so aus verschiedenen Studien trianguliert. Am Ende der Forschungsarbeit werden alle gewonnenen Erkenntnisse zusammengeführt. Die Begründung für einzelne Entscheidungen innerhalb des Forschungsprozesses und eine vertiefte Vorstellung der einzelnen Bestandteile erfolgen direkt an der jeweiligen Stelle innerhalb der Arbeit.

1.9 Aufbau der Arbeit

Der Aufbau der Arbeit orientiert sich am Forschungsdesign und ist in verschiedene Teile gegliedert:

Zu Beginn der Dissertation wird im **Einleitungskapitel** die Ausgangslage für das Forschungsvorhaben erläutert. Dies umfasst neben der Darlegung des Forschungsproblems auch die Forschungsfragen und die Entwicklung des Forschungsdesigns mit besonderer Berücksichtigung des disziplinären und forschungsparadigmatischen Zugangs. Das Einleitungskapitel schafft somit die Grundlage für eine zielführende und wissenschaftlich fundierte Beantwortung der Forschungsfragen.

In **Teil A** der Forschungsarbeit wird der theoretische Bezugsrahmen zur Beantwortung der Forschungsfragen geschaffen. Der Aufbau des theoretischen Bezugsrahmens orientiert sich an der Task-Technology-Fit-Theorie. Im Zentrum stehen die Konzeptualisierung von Personalentwicklung mit Fokus auf Corporate Learning im Kontext der digitalen Transformation sowie eine Arbeitsdefinition von KI, die für den Corporate-Learning-Kontext zielführend erscheint. Als Leitmotiv für die Untersuchung wird die Augmentationsperspektive eingeführt.

Teil B führt die beiden Seiten der Task-Technology-Fit-Theorie zusammen und exploriert durch Experteninterviews, eine systematische Literaturanalyse sowie eine theoretische Synthese respektive konzeptionelle Zusammenführung mögliche und realistisch denkbare Anwendungen und deren Nutzenpotenziale KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning. Dabei wird eine Augmentationsperspektive statt einer

Substitutionsperspektive für die Untersuchung eingenommen und neben wissenschaftlichen Publikationen auch einschlägige Praxis-Literatur und die Ergebnisse einer Marktanalyse beigezogen. Zudem werden zentrale Gestaltungs- und Diskussionsaspekte an der Schnittstelle zwischen KI und Corporate Learning aufgearbeitet.

In **Teil C** folgt die Fallstudienuntersuchung, die drei verschiedene KI-basierte Anwendungen im Corporate-Learning-Kontext beleuchtet. Das Hauptaugenmerk der empirischen Exploration des Praxisfelds liegt auf einer ausführlichen Beschreibung der Funktionalitäten und des Einführungsprozesses, der Identifikation erfolgskritischer Faktoren zu einer erfolgreichen Adoption sowie der Analyse der Auswirkungen auf die Rollen der Personalentwicklung.

Teil D der Arbeit fasst die Erkenntnisse aus den Studien und Erarbeitungen zusammen und präsentiert die Ergebnisse dieser Forschungsarbeit.

Im letzten Teil der Forschungsarbeit werden die zentralen Ergebnisse für Forschung und Praxis sowie der Forschungsprozess kritisch reflektiert, und es wird ein Ausblick für weiterführende Forschung formuliert.³

Teil A: Theoretischer Bezugsrahmen

Das Gleichnis ‚Zwerge auf den Schultern von Riesen‘ (in Anlehnung an Isaac Newton) versinnbildlicht, dass neue Erkenntnisse dann entstehen können, wenn auf bereits vorhandenem Vorwissen aufgebaut wird. Wissenschaftliche Forschungsergebnisse sollten an bestehende Erkenntnisse anknüpfen. Der Riese ist im Rahmen dieser Arbeit der relevante und aktuelle Stand in der Personalentwicklungsforschung sowie derjenige in der managementorientierten KI-Forschung. Der theoretische Bezugsrahmen soll helfen, das zu untersuchende Problem einzugrenzen, zu strukturieren und zugrunde liegende Annahmen zu begründen. Bei einem explorativen Forschungsvorhaben soll und kann keine enge theoretische Linse gewählt werden, da die theoretischen Grundlagen für das zu untersuchende Phänomen noch nicht vollständig vorhanden sind. Dennoch ist zielführend, kein theorieloses Vorgehen zu wählen, sondern auf bewährten Konzepten aufzubauen. Da es sich beim Forschungsgegenstand um einen neuen, noch wenig erforschten Inhalt handelt, wird keine existierende Theorie überprüft, sondern es wird eine Reihe an

³ Hinweis für die Leserschaft: Die verschiedenen Teile der Arbeit wurden iterativ entwickelt und haben sich gegenseitig bereichert. Dies entspricht einem induktiven und explorativen Forschungsprozess. Im Sinne der Lesbarkeit und Nachvollziehbarkeit ist die Monografie im Rahmen einer aufbauenden Logik formuliert.

Konzepten beigezogen, von denen angenommen wird, dass sie für die Erkenntnisgewinnung relevant sind (F. Becker, 1993, S. 118). Die Darlegung des normativen Verständnisses spielt in diesem Zusammenhang eine zentrale Rolle. In Tabelle 3 ist der Zweck der theoretischen Grundlagen dargestellt, die für diese Monografie handlungsleitend sind:

Tabelle 3: Überblick der forschungsleitenden Verständnisse und deren Zweck
(eigene Darstellung)

Forschungsleitende Verständnisse, die im theoretischen Bezugsrahmen abgedeckt werden	Zweck	Bezug Forschungsfrage(n)
Task-Technology-Fit-Theorie	Die Task-Technology-Fit-Theorie ist die übergeordnete Theorie für die explorative Analyse zu Anwendungen und Nutzenpotenzialen KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning. An ihr orientieren sich der Aufbau und die Untersuchungslogik dieser Arbeit.	F1, F2, F3
Verständnis von Personalentwicklung im Kontext der digitalen Transformation mit Schwerpunkt Corporate Learning: – Ansprüche und Kritik an heutige Personalentwicklung mit Fokus auf Corporate Learning – Kontrastchiffren/Paradigmenwechsel von zukunftsgerichtetem Corporate Learning – Ermöglichungsdidaktik als leitende Theorie – Verhältnis von formellem und informellem Lernen	Stellt die normativen und strategischen Grundlagen von Seiten Corporate Learning für die Exploration des Task-Technology-Fits dar.	F1, F2, F3
Leistungsportfolio eines zukunftsgerichteten Corporate Learnings	Operationalisierung von Corporate Learning als Untersuchungsgrundlage. Bildet die Task-Seite ab.	F1, F2, F3
Wertschöpfungsprozess eines zukunftsgerichteten Corporate Learnings	Operationalisierung von Corporate Learning als Untersuchungsgrundlage. Bildet die Task-Seite ab.	F1, F2, F3
Rollen von L&D-Professionals im Kontext der digitalen Transformation	Zweck 1: Operationalisierung von Corporate Learning als Untersuchungsgrundlage. Bildet die Task-Seite ab. Zweck 2: Erkenntnisse dieser Arbeit sollen empirische Befunde zu den Auswirkungen auf die Rollen der	F1, F2, F3

	Personalentwicklung im Kontext mit KI-basierten Systemen liefern.	
Augmentation als Leitmotiv	Das Leitmotiv der Augmentation dient der differenzierten Analyse der Rollen von Corporate Learning im Kontext mit KI-basierten Systemen sowie der Untersuchung der Anwendungs- und Nutzenpotenziale.	F1, F2, F3
Arbeitsdefinition von KI	Schärft den KI-Begriff und ermöglicht eine zweckmässige Diskussion und Untersuchung von KI. Zeigt zudem relevante Aspekte auf, die im Zusammenhang mit KI diskutiert werden. Bildet die Technology-Seite ab und ist Ausgangspunkt für normative und strategische Grundlagen an der Schnittstelle von KI und Corporate Learning. Die strategischen Grundlagen werden im Rahmen der Experteninterviews und der Literaturstudie weiter ausgearbeitet.	F1, F2, F3
KI in der PE als soziotechnisches System	Untersuchungsgrundlage der Fallstudienuntersuchung	F1, F2 , F3
Adoption und Akzeptanz soziotechnischer Systeme	Untersuchungsgrundlage der Fallstudienuntersuchung	F1, F2 , F3

Der theoretische Bezugsrahmen mit seinen Konzepten hilft, die theoretische Synthese und die empirischen Studien strukturiert und systematisch umsetzen zu können. Im folgenden Kapitel wird zunächst auf die Task-Technology-Fit-Theorie eingegangen, bevor die Kerndisziplin dieser Arbeit – die Personalentwicklung – theoretisch eingerahmt wird.

2 Task-Technology-Fit-Theorie als Struktur für die Analyse

Die Task-Technology-Fit-Theorie [TTFT] stammt aus der Wirtschaftsinformatik und scheint für das vorliegende Forschungsvorhaben besonders geeignet. Sie hat sich in der Vergangenheit vielfach bewährt und wird hinsichtlich der Frage herangezogen, was zum erfolgreichen Einsatz einer Technologie beiträgt (Strohmeier & Piazza, 2015, S. 151). Auch ist sie bereits mehrfach im HR-Kontext zu finden (Gross, 2021; Strohmeier & Piazza, 2015). Ein Task wird laut dieser Theorie als „die Aktivitäten oder Verhaltensweisen, die Personen ausführen müssen, um ein Ziel zu erreichen“ (eigene Übersetzung; R. M. Fuller & Dennis, 2009, S. 4) definiert. Technologien können als „Werkzeuge, die von Einzelpersonen bei der Ausführung ihrer Aufgaben verwendet werden“ (eigene Übersetzung; Goodhue & Thompson, 1995, S. 216) verstanden werden. Die Personalentwicklung wird hierbei als Task und KI als ein Set verschiedener Technologien begriffen. Die TTF-Theorie soll in dieser Arbeit weder getestet noch weiterentwickelt werden. Sie dient allein der Begründung und Erarbeitung der Struktur für die geplante Analyse. Deshalb wird auch nicht auf ausgebaute Modelle der TTFT referenziert, die

beispielsweise eine Verknüpfung mit dem Technology-Acceptance-Modell herstellen [TAM]. Diese Dissertation stützt sich auf das Grundmodell nach Goodhue und Thompson (1995). Dieses reicht für das vorliegende Forschungsvorhaben aus, da Letzteres primär eine Übersicht zu möglichen Anwendungen von KI im Kontext von Corporate Learning schaffen möchte und nicht einzelne KI-Anwendungen im Detail untersucht.

Die TTFT wurde massgeblich von den Autoren Goodhue und Thompson geprägt. Das Grundmodell der TTFT lässt sich wie folgt darstellen:

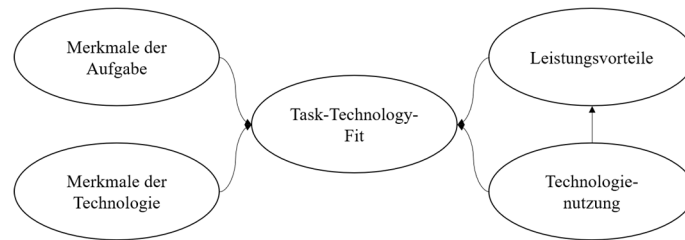


Abbildung 5: Grundmodell der Task-Technology-Fit Theory
(eigene Darstellung in Anlehnung an Goodhue & Thompson, 1995, S. 220)

Ein Grundsatz der TTFT lautet, dass die Technologie nicht nur den Fachanforderungen zu genügen hat, sondern durch die Kombination aus Task und Technology besser als die existierende Lösung sein sollte (Strohmeier & Piazza, 2015, S. 168–169; Goodhue & Thompson, 1995, S. 218). Was *besser* bedeutet, ist jeweils zu definieren. R. M. Fuller und Dennis (2009, S. 4) unterscheiden grob zwischen der Beurteilung nach Effizienz und Effektivität. Es gilt somit, verschiedene Zieldimensionen gegeneinander abzuwägen. Eine solche Abwägung kann auch zum Verzicht auf eine neue Technologie führen (Strohmeier & Piazza, 2015, S. 168). Wie die Darstellung zeigt, wird eine normative Perspektive für die Beurteilung des Fits integriert. Dies verhindert eine mechanistische Gegenüberstellung von Task und Technologie und ermöglicht eine reflektierte Auseinandersetzung.

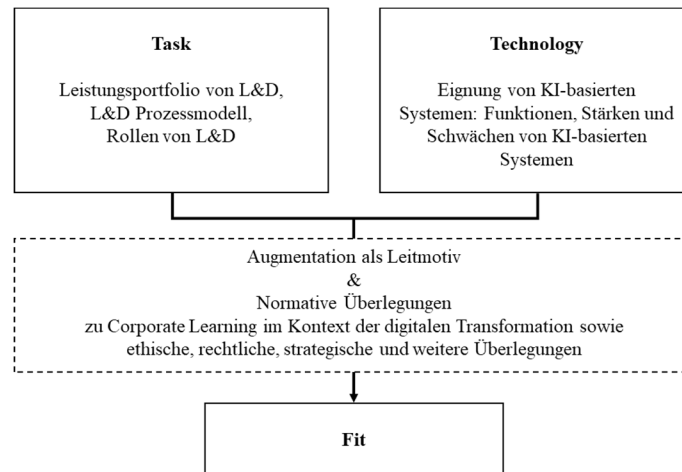


Abbildung 6: Konzeptualisierung TTF-Theorie für das Forschungsvorhaben
(eigene Darstellung)

Das Risiko bei der Anwendung des TTFT als Strukturierungshilfe für die explorative Analyse besteht darin, dass sie den Fokus zu stark auf heutige Tasks legt, diese nicht im Gesamtzusammenhang betrachtet und so allenfalls disruptive Änderungen durch KI verborgen bleiben. Auch kann es sein, dass sich heutige Tasks durch die Anwendung der Technologie verändern. Furneaux (2012, S. 102) weist darauf hin, dass Task und Technologie häufig eng zusammenhängen oder sogar voneinander abhängig sind. Eine trennscharfe Abgrenzung zwischen Task und Technologie ist aufgrund solcher Interdependenzen deswegen nicht immer möglich. Auch die Beurteilung, ob eine Technologie und ein Task tatsächlich zu einem guten Fit führen, ist vor der eigentlichen Nutzung nur hypothetisch einschätzbar und demnach eine Herausforderung. Im Sinne der Exploration können indes erste Vermutungen angestellt werden. Zudem sollte die Untersuchung nach dem Leitmotiv der Augmentation erfolgen. Aus dieser Sicht werden Menschen nicht per se von KI-basierten Systemen ersetzt, sondern es werden durch KI Teilaufgaben übernommen oder verändert. Das grosse Potenzial liegt in der Zusammenarbeit zwischen Mensch und Maschine, in der die jeweiligen Stärken genutzt werden können (siehe Kapitel 5 zum Leitmotiv der Augmentation). Dies verlangt ein Analysieren und wird im Forschungsverlauf näher betrachtet. Im Folgenden wird auf die Task-Seite eingegangen, die auch einen ersten Teil an normativen Grundlagen beinhaltet.

3 Task: Personalentwicklung mit Fokus auf Corporate Learning

„To avoid hard-wiring the past, it would be important to put AI in the context of the future of learning.“ (Tuomi, 2018, S. 3)

In diesem Kapitel soll ein modernes und theoriegeleitetes Verständnis von Personalentwicklung mit Fokus auf Corporate Learning entwickelt werden, anhand dessen gezielte Analysen zu Anwendungen und Nutzenpotenzialen von KI erbracht werden können. Der Begriff ‚modern‘ wird in dieser Arbeit mit ‚zukunftsgerichtet‘ gleichgesetzt, wie es beispielsweise Bünnagel (2013, S. 16) vorschlägt. Dieser Aspekt ist zentral, um der zitierten Forderung von Tuomi (2018, S. 3) nachzukommen. Der Abgleich mit den Potenzialen von KI soll nicht auf veralteten Konzepten basieren. Die Auswahl der zentralen Personalentwicklungs-Konzepte und Autor*innen in diesem Kapitel beeinflusst den weiteren Verlauf und das Resultat der Forschungsarbeit. Solche Entscheidungen sowie die Konzepte an sich sind nie gänzlich wertfrei. Daher wird die Auswahl transparent und nachvollziehbar hergeleitet. Bei der Entscheidung, welche Konzepte und Theorien für die Personalentwicklung zielführend sind, spielen verschiedene Faktoren eine Rolle. Prominente Faktoren sind die Anknüpfung an aktuelle wissenschaftliche Literatur, ein Bezug zum kulturellen Kontext des DACH-Raums und dennoch eine ausreichend anschlussfähige internationale Perspektive. Zudem wird sich auf Literatur gestützt, die sich mit Personalentwicklung und Corporate Learning im Kontext der digitalen Transformation und insbesondere dem Wandel der Arbeitswelt befasst. Um den Fokus der Untersuchungen bearbeitbar halten zu können, wird in dieser Dissertation innerhalb des breiten Themas der Personalentwicklung der Fokus auf Corporate Learning liegen. Die Begründung zu dieser Auswahl und die Einbettung in den grösseren Kontext erfolgen in nachstehenden Unterkapitel.

3.1 Verständnis von Personalentwicklung und Corporate Learning

Grundsätzlich existiert eine grosse Anzahl heterogener Definitionen und Auffassungen von Personalentwicklung im deutschsprachigen und englischsprachigen Raum, die nicht zuletzt durch die hohe Interdisziplinarität des Felds bedingt sind (Fäckeler, 2015, S. 12; Garavan et al., 2002, S. 60–61; McLean & McLean, 2001, S. 313; Seo, Lee & Ardichvili, 2020, S. 414; Stewart, 2005, S. 91). Bislang hat sich weder eine einheitliche Definition noch eine verbindende Theorie zu Personalentwicklung herausgebildet (Swanson, 2001, S. 306–307). Dieser Monografie liegt die folgende übergeordnete Auffassung von Personalentwicklung nach van der Sluis (2007) zugrunde:

„Personalentwicklung ist die Entwicklung der Humanressourcen oder die Steigerung des Humankapitals von Organisationen. Diese Beschreibung definiert HRD als den Entwicklungsprozess von Individuen in Organisationen. Die Personalentwicklung kann von verschiedenen Ebenen aus angegangen werden, basierend auf den Ergebnissen auf organisatorischer oder individueller Ebene. Die Personalentwicklung wird häufig als ein Entwicklungsprozess von Mitarbeitenden dargestellt, der auf eine bessere individuelle Leistung und persönliches Wachstum abzielt. Das Individuum ist dann die Ebene der Analyse. Manchmal wird die Personalentwicklung jedoch auch als allgemeiner HR-Prozess gesehen, der in der Organisation stattfindet und eng mit der Organisationsentwicklung verbunden ist, wobei die Entwicklung als Ergebnis auf der Organisationsebene stattfindet. In diesem Fall ist die Organisation die Ebene der Analyse.“ (eigene Übersetzung; S. 99)

Um den Forschungsgegenstand untersuchbar zu halten, ist eine Eingrenzung erforderlich. Das Spektrum von in verschiedenen Definitionen genannten Aktivitäten der Personalentwicklung reicht von der Fokussierung auf Trainings bis zu der sehr breiten Auffassung, dass alles zur Personalentwicklung zählt, was Personen ermöglicht, ihr volles Potenzial zu nutzen. Dies kann auch Organisationsentwicklungsthemen wie Change- und Transformationsbegleitungen umfassen (McLean & McLean, 2001, S. 315). Seit jeher ist die Aufgliederung von Personalentwicklung in die Gestaltungsstufen Individuum, Team, Organisation gängig (Han & Stieha, 2020, S. 314). Die Sichtung unterschiedlicher Personalentwicklungsliteratur im deutsch- und englischsprachigen Raum zeigt allerdings, dass das Thema Bildung und Lernen oft als Kerngebiet der Personalentwicklung fungiert (Akdere & Egan, 2020, S. 400; Banton & Banton, 2019, S. 33; Werner, 2014, S. 135). Dabei steht individuelles sowie organisationales Lernen mit dem Zielbild einer lernenden Organisation im Fokus der Personalentwicklungsforschung (Garavan et al., 2002, S. 60; van der Sluis, 2007, S. 99; Werner, 2014, S. 135). Diese Themen sind nicht nur in der einschlägigen Personalentwicklungsliteratur relevant. Gleichwohl haben diese Inhalte einen besonderen Stellenwert für Personalentwicklung, wie das folgende Zitat verdeutlicht:

„Während alle Führungskräfte (und das gesamte HR) sich um individuelles und organisationales Lernen kümmern, haben Personalentwicklungsspezialist*innen diese Bereiche als ihren besonderen Schwerpunkt oder ihre Daseinsberechtigung - ihre *raison d'être*.“ (eigene Übersetzung; Werner, 2014, S. 134)

Mit Blick auf die vielfältigen Varianten, Personalentwicklung zu definieren, und der Notwendigkeit einer Komplexitätsreduktion, damit das Forschungsthema bearbeitbar bleibt, wird für diese Forschungsarbeit der Nenner von Bildung und Lernen von

Individuen und damit die Förderung individueller Kompetenzen in den Fokus genommen. Dies schlägt beispielsweise Wittwer (2001, S. 120) vor, was der Auffassung entspricht, dass individuelles Lernen eine bedeutende Voraussetzung für organisationales Lernen ist (Luan et al., 2020, S. 4; Seufert, 2000, S. 3). Individuelles Lernen und Kompetenzentwicklung können als Nukleus von Corporate Learning verstanden werden. Die Perspektive dieser Monografie ist diejenige von Personalentwicklungsabteilungen und -spezialist*innen. In dieser Abhandlung wird daher nachfolgend von Corporate Learning oder auch Learning & Development (L&D) gesprochen. Diese Bezeichnungen symbolisieren den Fokus der Arbeit besonders gut und sind aussagekräftige Begrifflichkeiten, die in der Praxis häufig verwendet werden. Es wird bewusst nicht der Begriff der betrieblichen Weiterbildung genutzt, da dieser aufgrund des Wortlauts eine Fokussierung auf formelle Weiterbildungen suggeriert. Seufert (2013) beschreibt Kernfragestellungen von Corporate Learning wie folgt:

„Im Vordergrund stehen dabei die Kernfrage, welche Kompetenzen kurz-, mittel- und langfristig entscheidend sind für die Unternehmen oder Organisationen. Damit verknüpft ist die Analyse, inwieweit die Mitarbeitenden die Kompetenzen zur Erreichung der Geschäftsziele haben, welche Lernbedarfe zur Zielerreichung kritisch aufgenommen werden müssen, wie zukünftige Anforderungen mit geeigneten Lern- und Entwicklungskonzepten berücksichtigt werden sollten und wie das Engagement der Mitarbeitenden, sich weiterzuentwickeln, grundsätzlich gefördert werden kann.“ (S. 52)

Laut dem World Economic Forum (2018, S. ix) verfolgen Unternehmen folgende Strategien, um den veränderten Kompetenzanforderungen gerecht zu werden:

- 1) Rekrutierung von Personal, das bereits über die relevanten Kompetenzen verfügt (gerade auch in Bezug auf neue Technologien)
- 2) Automatisierung bestehender Aufgaben
- 3) Weiterentwicklung (Stichwort: Re- und Upskilling) bestehenden Personals

Im Rahmen von Corporate Learning wird auf den dritten Punkt – die Weiterentwicklung bestehender Mitarbeitenden – fokussiert. Corporate Learning im Verständnis dieser Arbeit setzt zudem erst bei Personen an, die ihre schulische und berufliche Grundausbildung abgeschlossen haben. In dieser Abhandlung wird das Thema der Berufsbildung also bewusst ausgeklammert. Themen wie Rekrutierung, die auch einen zentralen Platz in der gesamten Kompetenzthematik besitzen, werden bei diesem Forschungsvorhaben zudem ausgeschlossen.

Zielbezüge der Personalentwicklung und dementsprechend des Corporate Learnings umfassen meistens persönliche Ziele des Individuums sowie Ziele aus

Unternehmenssicht. Diese können sich in verschiedenen Zielbezügen wie Zielharmonie, Zielneutralität oder Zielkonflikt befinden (Graf, 2014, 189; Weber, Kabst & Baum, 2018, S. 362). Einige Autor*innen ziehen zusätzlich die gesellschaftliche Ebene mit ein (M. Becker, 2013, S. 322; McGuire, 2011, S. 11; Mudra, 2004, S. 130–131), da Unternehmen und ihrer Personalentwicklung ein relevanter Teil im Sinne der Ergänzung des schulischen Bildungssystems zukommt (Döring et al., 2007, S. 409; SKBF, 2018, S. 292). Die folgende Grafik zeigt typische Beispiele solcher Ziele. Je nach Kontext und Situation können andere Ziele dazukommen, gewisse Ziele wegfallen oder die Ziele eine unterschiedliche Bedeutung aufweisen.

Tabelle 4: Ziele der Personalentwicklung

(eigene Darstellung in Anlehnung an M. Becker, 2013, S. 322; Mudra, 2004, S. 130–131; Wittwer, 2001, S. 120)

Unternehmen	Individuum	Gesellschaft
Anpassung der Qualifikationen der Mitarbeitenden an veränderte Gegebenheiten Leistungsfähigkeit und Leistungsbereitschaft Erhöhung der Flexibilität der Mitarbeitenden Vermeidung zukünftiger Kompetenzdefizite Verbesserung der Wettbewerbsfähigkeit Steigerung der Identifikation mit und Bindung zu dem Unternehmen Arbeitgeberattraktivität	Persönliche und berufliche Entfaltung Realisierung des individuellen Entwicklungspotenzials Anpassung der Qualifikationen an veränderte Anforderungen Beschäftigungs- und Einkommenssicherung Vorbereitung beruflicher Veränderung und individueller Karrieren Erhöhung individueller Mobilität Arbeitsmarktfähigkeit	Gewährung des Rechts auf Bildung, Ausgleich von Benachteiligungen Erreichung strukturpolitischer und arbeitsmarktpolitischer Ziele Erhaltung der volkswirtschaftlichen Leistungsfähigkeit/Wirtschaftswachstum Entfaltung internationaler Wettbewerbsfähigkeit Ausgleich vom Schwächen im öffentlichen Bildungssektor Sozialer Friede

Die Personalentwicklung hat die Aufgabe, die verschiedenen Ziele bestmöglich in Einklang zu bringen und dabei die individuelle sowie organisationale Perspektive zu vertreten (Mudra, 2004, S. 134; Seufert, 2013, S. 53).

Im Sinne einer disziplinären Einbettung wird Corporate Learning als Teilbereich der Personalentwicklung und Personalentwicklung als Teilbereich des Human Resource Management verstanden. Dies führt wiederum zur Verbindung mit der Managementlehre. Corporate Learning befasst sich mit der Gestaltung und Ermöglichung von Lernen

bestehender Mitarbeitenden im Unternehmenskontext. Verwandte Disziplinen wie Bildungsmanagement, Erwachsenenbildung, betriebliche Weiterbildung, Erwachsenenlernen und Workplace Learning eignen sich daher als weitere theoretische Grundlagen. All diese Disziplinen haben Gemeinsamkeiten, aber auch Unterschiede zu Corporate Learning, weshalb eine Kombination und nicht die Fokussierung auf eine dieser Disziplinen verfolgt wird. Zentrale Gemeinsamkeiten und Unterschiede werden nachfolgend umrissen.

Corporate Learning hat mit Erwachsenenbildung und Teilen der Hochschulbildung gemein, dass ihr Interesse im Lernen von Erwachsenen liegt. Corporate Learning grenzt sich indes durch den starken Bezug zum Kontext des Arbeitsplatzes und der Abstimmung zu Zielen der Organisation ab (Watkins & Marsick, 2014, S. 47). Ein Arbeitsplatz kann dabei ein physischer Ort sein, kann sich aber auch durch andere Merkmale wie gemeinsame Zielsetzungen, Ideen und Einstellungen auszeichnen und verschiedene Orte umfassen (Matthews, 1999, S. 19). Insbesondere mit Möglichkeiten wie Co-Working Spaces oder Homeoffice nimmt der Arbeitsplatzbegriff immer flexiblere Formen an (Manuti, Pastore, Scardigno, Giancaspro & Morciano, 2015, S. 3). Lernen im Arbeitskontext weist vielfältigere Formen auf als Lernen im Schulkontext (Pedró et al., 2019, S. 24) und zeichnet sich insbesondere durch die grosse Vielfalt formeller und informeller Lernformen aus (Manuti et al., 2015, S. 4). Diese Formen werden später in dieser Arbeit ausgeführt. Eine besondere Nähe zu Corporate Learning hat folglich die Workplace-Learning-Literatur, die auch die bisher beschriebenen Aspekte umfasst. Ebenso wie die Personalentwicklungsliteratur ist auch die Workplace-Learning-Literatur nicht einheitlich definiert, von Interdisziplinarität geprägt und wandelt sich mit der Zeit (Manuti et al., 2015, S. 2–3). Trotz der hohen inhaltlichen Überschneidung werden Corporate Learning und Workplace Learning in dieser Arbeit nicht als Synonyme verwendet. Gemäss Garavan et al. (2002, S. 61) bietet die Personalentwicklungsforschung beispielsweise einen genaueren Blick auf die Rollen der Personalentwicklung als Workplace Learning. Die Bezeichnung des Forschungsschwerpunkts als Corporate Learning bietet demnach eine breitere Palette an theoretischen Grundlagen als Workplace Learning. Zudem hebt diese Perspektive die Gestaltung individueller Lernprozesse und individueller Kompetenzentwicklung durch L&D-Professionals hervor. Dies hat wiederum zahlreiche Überschneidungen mit strategischem Bildungsmanagement und betrieblicher Weiterbildung, deren Grundlagen auch für diese Arbeit zentral sind. Das Thema Wissensmanagement wird in dieser Arbeit ausgegrenzt, da es eine andere Ebene als das individuelle Lernen einnimmt und den Rahmen dieser Studie sprengen würde (Seufert, 2000, S. 4). In Anbetracht der getroffenen Entscheidungen zur Eingrenzung des breiten

Felds der Personalentwicklung wird in dieser Dissertation der Fokus auf Corporate Learning gelegt. Hierbei wird nachstehende Auffassung vertreten:

Corporate Learning wird als Teilbereich von Personalentwicklung definiert, der die individuelle Kompetenzentwicklung von Mitarbeitenden im Kontext des Unternehmens respektive Arbeitsplatzes zum Ziel hat und informelles sowie formelles Lernen einschliesst.

Individuelle Kompetenzentwicklung steht im Mittelpunkt dieser Forschungsarbeit. Dementsprechend werden der Kompetenzbegriff und der Lernbegriff nachfolgend definiert.

Kompetenzen im Sinne dieser Arbeit – angelehnt an das Kompetenzverständnis von Euler und Hahn (2014, S. 83) – umfassen mehr als nur reine Kenntnisse und Fertigkeiten. Es handelt sich um eine Kombination aus Wissen, Fertigkeiten und Einstellungen, die selbstständig in unterschiedlichen Lebens- und Arbeitssituationen zur Anwendung kommen können (Euler & Hahn, 2014, S. 82–83). Gerade im englischen Sprachraum sind Begriffe wie Skills und Competences/Competencies weitverbreitet, werden allerdings unterschiedlich aufgefasst. In dieser Studie werden beide Begriffe aus Gründen der Einfachheit als Synonyme für Kompetenzen verstanden. Der Begriff des Lernens bezieht sich in dieser Forschungsarbeit auf die Aneignung von Wissen, Kompetenzen und Werten, wie es Erpenbeck und Sauter (2021, S. 11) vorschlagen. Lernen verkörpert eine zentrale Form von Kompetenzentwicklung. Die Aneignung kann in formellen oder informellen Kontext erfolgen und zielgerichtet oder spontan sein. Lernen ist ein individueller Vorgang, der von Drittpersonen, beispielsweise L&D-Professionals, angekurbelt und ermöglicht werden kann (Euler & Hahn, 2014, S. 84). Im Verständnis dieser Forschungsarbeit, in Anlehnung an ein konstruktivistisches Lehrverständnis sowie ein systemisches Lernparadigma ist der Mensch unbelehrbar, aber lernfähig (Arnold, 2012, S. 46; Schüssler & Kilian, 2017, 90). Laut Schüssler und Kilian (2017, 83) lässt sich Lernen durch Lehre zwar anregen und unterstützen, indes nicht erzeugen oder gewährleisten. Diese Anregung und Unterstützung von Lernprozessen kann durch Corporate Learning erfolgen.

Nach der Darlegung der konzeptionellen Grundlagen soll Corporate Learning darauf basierend weiter konzeptualisiert werden. Eine Strukturierungshilfe bieten Seufert, Meier, Schneider, Schuchmann und Krapf (2017). Die Autor*innen beschreiben Corporate Learning als Geschäftsmodell mit seinen verschiedenen Facetten. In dieser Dissertation wird innerhalb dieser Strukturierungshilfe auf folgende Aspekte fokussiert:

- **Was?** Welche **Herausforderungen** stellen sich Corporate Learning im Kontext der digitalen Transformation? An welchen **normativen und strategischen Grundsätzen und Theorien** sollte sich Corporate Learning orientieren, und wie gestaltet sich ein entsprechendes **Leistungsportfolio**?
- **Wie?** Wie wird das Nutzenversprechen realisiert und für Kund*innen verfügbar gemacht? (Konzept der **Wertschöpfungskette und Prozesse**; verschiedene **Rollen und Kompetenzen** in Corporate Learning)

Die Auswahl der Aspekte begründet sich im Forschungsziel sowie einer bestmöglichen Beschreibung der Task-Seite der TTFT. Weitere konstituierende Aspekte zur Beschreibung von Corporate Learning wie Zusammenarbeitsformen oder eine Diskussion verschiedener Ertragsmodelle werden in dieser Arbeit ausgeklammert, da sie den Rahmen überschreiten würden.

Nachdem eine erste Definition zu Corporate Learning und die Einordnung in die verwandten Disziplinen erreicht wurden, wird nachstehend mit der Verfeinerung der Task-Seite der TTFT begonnen. Zunächst wird erarbeitet, welche Herausforderungen sich Corporate Learning im Kontext der digitalen Transformation stellen und welche Lösungsansätze und normativen sowie theoretischen Grundlagen sich eignen. Diese sind handlungsleitend für die Definition eines typischen Leistungsportfolios und der notwendigen Rollen von Corporate Learning.

3.2 Digitale Transformation der Personalentwicklung

Die digitale Transformation beeinflusst die Personalentwicklung. Sie kann laut Krcmar (2018) durch die vier ‚Us‘ „Unausweichlichkeit, Unumkehrbarkeit, ungeheure Schnelligkeit und Unsicherheit in der Ausführung“ (S. 5) charakterisiert werden. Auch das Akronym VUCA kennzeichnet den Kontext der digitalen Transformation. Die Bezeichnung VUCA-Welt wird häufig im Zusammenhang mit der digitalen Transformation verwendet. VUCA steht für Volatilität, Unsicherheit, Komplexität und Ambiguität. Das Konzept wurde vom amerikanischen Militär geprägt und ist mittlerweile als ein vielreferenziertes Konzept in die Wirtschaft übernommen worden (Bennett & Lemoine, 2014, S. 313). Die meisten Charakteristika der digitalen Transformation können direkt auf neue digitale Möglichkeiten zurückgeführt werden. Eine zentrale Unterscheidung liegt allerdings zwischen der reinen Digitalisierung und der digitalen Transformation. Die Digitalisierung ist ein relevanter Bestandteil der digitalen Transformation. Die digitale Transformation ist indes weitreichender. Sie umfasst nicht nur die Digitalisierung bestehender Prozesse, sondern die Transformation von möglicherweise sämtlichen

Lebensbereichen durch und aufgrund digitaler Möglichkeiten. Seufert, Guggemos, Meier und Helfritz (2020, S. 9) nutzen zur Verdeutlichung die Abgrenzung der ersten Welle von der zweiten Welle der Digitalisierung. Die erste Welle bedeutet schnellere und kostengünstigere Prozesse aufgrund von etablierten digitalen Technologien während die zweite Welle tiefgreifende Veränderungen der Arbeits- und Lebenswelt durch beispielsweise die Anwendung von Big Data oder KI hervorbringen kann. Ein aktuelles Beispiel von Digitalisierung im Sinne der ersten Welle bildet der sprunghafte Anstieg digitaler Lern- und Arbeitsformen aufgrund der COVID-19-Pandemie. In hoher Geschwindigkeit wurden bestehende Präsenztrainings in Webinare umgewandelt und somit digitalisiert, aber nicht transformiert.

„Digitalisierung in der Weiterbildung bedeutet heute in der Schweiz meistens die Anreicherung der bisherigen Unterrichtspraxis mit der Vernetzung der Teilnehmenden sowie der Verbreitung von Materialien und der Kursorganisation über digitale Kanäle und Plattformen.“ (Sgier, Haberzeth & Schüepp, 2018, S. 19)

Eine reine Übertragung vorhandener Angebote in eine digitale Form bringt keine tiefgreifende Veränderung oder Verbesserung in der Art und Weise, wie Lernen in Unternehmen gestaltet wird (Arnold, 2018, S. 218; Short & Greener, 2014, S. 984). So sind dann auch nicht die eingesetzten Lerntechnologien per se die Verursacher eines Paradigmenwechsels, sondern die dahinterliegenden Lehr- und Lernverständnisse und die entsprechende Konzeption (Arnold, 2018, S. 213; Erpenbeck & Sauter, 2013, S. 60). Auf diese Lehr- und Lernverständnisse wird im späteren Verlauf dieses Kapitels eingegangen. Erst wenn ganze Lernprozesse neu und anders gestaltet werden, würde dies unter die zweite Welle der Digitalisierung fallen. KI-basierten Lösungen wird das Potenzial zugeschrieben, dass sie solche tiefgreifenden Veränderungen herbeiführen können. Jacobs et al. (2018, S. 23–24) nennen zentrale Treiber, die die digitale Transformation – oder in ihren Worten sogar digitale Revolution – antreiben:

1. Hyperkonnektivität (Stichworte: Internet der Dinge, Industrie 4.0)
2. Autonomie (Stichworte: Smart-Home-Technologien, selbstfahrende Autos)
3. Mensch-Maschine-Interaktion (Stichwort: kollaborative Roboter)
4. Datenzentrierte Geschäftsmodelle (Stichworte: Smart Data, Daten als zentrales Wirtschaftsgut)
5. Plattformmärkte (Netzwerkeffekte, neue Geschäftsmodelle)
6. Digitale Ökosysteme (globaler Wettbewerb über innovative Ökosysteme statt über einzelne Unternehmen)

Die hier kurz umrissenen Merkmale der digitalen Transformation haben weitreichende Auswirkungen auf die Arbeits- und somit auch auf die Lernwelt und die Personalentwicklung. Nachfolgend werden die Grundlagen von Corporate Learning im Kontext der digitalen Transformation wie folgt veranschaulicht:

1. Soll: Beschrieb der Veränderungen der Arbeitswelt im Kontext der digitalen Transformation sowie den daraus abgeleiteten Anforderungen an Corporate Learning
2. Ist: Übersicht zur Kritik an heutiger Personalentwicklung und Corporate Learning
3. Gap: Aufzeigen von Lösungsansätzen und Paradigmen-Shifts, die dazu beitragen, dass Corporate Learning die Anforderungen der Arbeitswelt im Kontext der digitalen Transformation erfüllt und folglich heute beobachtbare Lücken schließen kann (siehe Unterkapitel 3.3)

Soll – Veränderungen der Arbeitswelt

Eng verknüpft mit der digitalen Transformation und den damit einhergehenden technologischen Entwicklungen sind die Auswirkungen auf die Arbeitswelt. Die Arbeitswelt ist ein zentraler Bezugspunkt von Corporate Learning (Tynjälä, 2008, S. 141). Im Rahmen der digitalen Transformation lassen sich verschiedene Veränderungen der Arbeitswelt ausmachen, anhand derer aktuelle Anforderungen und Herausforderungen an und von Corporate Learning abgeleitet werden können. Meier, Bäcker und Seufert (2018, S. 3) zeigen typische Facetten der Veränderung auf:

Herausforderungen für heute	Herausforderungen für morgen
○ (Neue) Mitarbeitende auf bekannte Aufgaben/Rollenprofile vorbereiten ○ Mitarbeitende im Hinblick auf die Nutzung von aktuell im Einsatz befindlichen Technologien qualifizieren/trainieren ○ Mitarbeitende in die Lage versetzen, bekannte Problemstellungen zu bewältigen	○ Mitarbeitende in die Lage versetzen, sich auf noch nicht genau bekannte Aufgaben vorzubereiten ○ Mitarbeitende auf die Nutzung von in der Entwicklung befindlichen Technologien vorbereiten ○ Mitarbeitende darauf vorbereiten, aktuell noch nicht genau bekannte Problemstellungen zu bewältigen

Abbildung 7: Veränderte Anforderungen an die PE
(eigene Darstellung in Anlehnung an Meier, Bäcker & Seufert, 2018, S. 3)

Die aufgezeigten Facetten werden durch verschiedene Trends beeinflusst. Garavan et al. (2019, S. 63–64) haben vier Trends identifiziert, die gemäss den Autor*innen in den kommenden Jahren die Zukunft von Corporate Learning speziell prägen werden. Diese finden im Kontext der digitalen Transformation statt und heben weitere Aspekte hervor, die für Corporate Learning beeinflussend sind:

- Globalisierung: Neue Businessmodelle, grössere ökonomische Unsicherheiten, erhöhte Volatilität im Arbeitsumfeld und höhere Kundenansprüche, zum Beispiel in Bezug auf User Experience, sind Schlagworte, die einen direkten Einfluss auf Corporate Learning haben.
- Signifikante demografische Veränderungen: Bereits im Jahr 2021 sind vier verschiedene Generationen auf dem Arbeitsmarkt tätig. Sie bringen unterschiedliche Voraussetzungen und Erwartungen an Corporate Learning mit sich. Die Autor*innen heben hier die Relevanz zielgruppenspezifischer Massnahmen hervor, was sich etwa in der Personalisierung von Angeboten und der Ermöglichung individueller Karrierepfade offenbaren kann.
- Technologie und flexible Arbeitspraktiken: Das Wachstum cloudbasierter und kollaborativer Technologien ermöglicht grössere Flexibilität in Bezug auf Arbeitsorte und Arbeitsweisen. Die Individualisierung der Arbeitsorte und Arbeitspraktiken führt gleichsam zur Forderung nach mehr Individualisierung im Lernen und betont die Bedeutung von mehr Selbstorganisation und Selbstverantwortung im Arbeiten sowie im Lernen. Die Einführung neuer Technologien und die Themen werden schnelllebig.
- Veränderung der Art der Tätigkeiten: Es wird ein Wachstum an wissensintensiven Tätigkeiten und interkulturellem Arbeiten prognostiziert.

Eine Versinnbildlichung der Veränderung der Arbeitswelt bieten Bruch und Block (2017, S. 5).

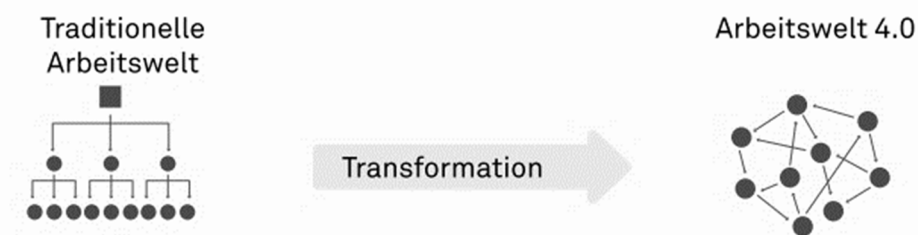


Abbildung 8: Versinnbildlichung Transformation der Arbeitswelt
(Darstellung in Anlehnung an Bruch & Block, 2017, S. 5)

Die Telekom hat in Zusammenarbeit mit der Universität St. Gallen im Jahr 2015 das Thema ‚Arbeit 4.0: Megatrends digitaler Arbeit der Zukunft‘ untersucht und 25 Thesen erarbeitet, die einen breiten Überblick zur Arbeit der Zukunft leisten:

Tabelle 5: 25 Thesen zur Arbeit der Zukunft

(eigene Darstellung in Anlehnung an Telekom & Universität St.Gallen, 2015, S. 9–36)

Auflösung der Organisation	Arbeit in der digitalen Netzwerkökonomie	Herausforderungen für Führung und Organisation
1. Liquid statt starr 2. Peer-to-Peer statt Hierarchie 3. Beauftragen statt einstellen 4. SAP statt McKinsey 5. Offen statt geschlossen 6. Prosument*innen statt professionelle Produzent*innen	7. Vom Ausführen zum Überwachen 8. Maschinen als Kolleg*innen, Kooperationspartner*innen und Kontrolleur*innen 9. Cloud- und Crowdfunding als Übergangsphänomen 10. Datenleser*innen 11. Arbeit ohne Grenzen 12. Beruf und Privatsphäre verschwimmen 13. Nichtlineares Denken als Domäne des Menschen 14. Mehr personenbezogene Dienstleistungen 15. Selbstmanagement als Kernqualifikation 16. Kreative und produzierende Arbeit wachsen zusammen 17. ‚Wunderkinder‘ dringen in die Chefetagen vor 18. Digitale Inklusion	19. Büros dienen nur noch dem Netzwerken – nicht mehr der Arbeit 20. Gamification und Belohnungen werden wichtiger 21. Job-Hopper*innen fordern das HR heraus 22. Führen auf Distanz 23. Neue Märkte erschliessen, alte Märkte verteidigen können 24. Matching per Mausklick 25. Komplette Überwachung der Arbeit

Was die Studie der Telekom und Universität St.Gallen (2015, S. 10) unter ‚liquid statt starr‘ erwähnt, wird auch als Gig Economy oder Plattform-Geschäfts- und Arbeitsmodelle referenziert (Duggan, Sherman, Carbery & McDonnell, 2020, S. 117; Healy, Nicholson & Pekarek, 2017, S. 233). Diese Entwicklung hat besondere Auswirkung auf die Arbeitswelt, da durch sie die Annahme längerfristiger, im Unternehmen verankerter Arbeitskräfte infrage gestellt wird. Gig Economy bedeutet, dass Arbeitsplätze entstehen, die nicht klar einem Unternehmen zugeordnet werden können. In „platform-based work models“ werden Mitarbeitende zu „independent contractors“ oder „freelancers“ (Healy et al., 2017, S. 233). Auch innerhalb von Unternehmen offenbart sich gerade bei Wissensmitarbeitenden eine Tendenz zu agilen Zusammenarbeitsformen in zunehmend virtuellen und interdisziplinären Teams. Damit zusammenhängend scheinen starre Karrierepfade je länger, je weniger zukunftsfähig, was wiederum die Vorhersagbarkeit notwendiger Rollen und Kompetenzen erschwert. Die digitale Transformation und ihre Auswirkungen auf die Arbeitswelt haben nicht zuletzt einen markanten Einfluss auf die einzelnen Personen im Arbeitskontext. Verschiedene Studien untersuchen den Einfluss der digitalen Transformation – insbesondere auch von KI – in Bezug auf die Gewinnung, Veränderung und Minimierung von Arbeitsstellen. Die erste prominente Studie in diesem Bereich war jene von Frey und Osborne (2017) mit dem Titel ‚The Future of

Employment: How Susceptible are Jobs to Computerization?’ (2013 bereits als Arbeitspapier veröffentlicht). Die Studie hat verschiedene Nachfolgestudien hervorgerufen, die unterschiedliche Ergebnisse hervorgebracht haben (z. B. Bughin et al., 2018; World Economic Forum, 2018). Diese Studien sind allerdings mit verschiedenen Schwächen und Unsicherheiten behaftet und sind kaum in der Lage, exakte Prognosen zu stellen (Heinen, Heuer & Schautschick, 2017, S. 718). Dennoch ist festzuhalten, dass sich die Art und Weise, wie gearbeitet wird und welche Kompetenzen hierfür erforderlich sind, teilweise disruptiv verändern wird (World Economic Forum, 2017, S. 1). Hackl et al. (2017) konstatieren diesbezüglich: „Manche Jobs verschwinden, da das entsprechende Berufsbild überflüssig wird. Doch viele andere Jobs verändern sich lediglich und entwickeln sich fort. Gleichzeitig entstehen gänzlich neue Jobprofile, die bislang nicht existierten. In jedem Fall sind neue Kompetenzen von Teilnehmern am Arbeitsmarkt gefragt“ (S. 31). Mit Blick auf diese Entwicklungen wird die starke Vermutung geäußert, dass zusehends Wissensmitarbeitende von den Veränderungen betroffen sind. Um diesen Entwicklungen gerecht zu werden, wird die ständige Weiterbildung eines jeden Einzelnen immer relevanter (Akdere & Egan, 2020, S. 400). Es herrscht ein steigender Up- und Reskilling-Bedarf (Bughin et al., 2018, S. 51; OECD, 2019, S. 11). Dies erfolgt unter teilweise grossen Unsicherheiten. So werden in absehbarer Zeit neue Anforderungsprofile entstehen, die sich heute noch nicht vorhersagen lassen, und werden Aufgaben lösen, die es heute noch nicht gibt (Kreutzer & Sirrenberg, 2020a, S. 183; Voogt et al., 2013, S. 403). Gleichwohl müssen Unternehmen und ihre Mitarbeitenden darauf vorbereitet werden. Das Agieren unter sogenannten Wildwasserbedingungen (Vaill, 1998, zit. in Seufert, 2013, S. 19) kann somit als bedeutende Anforderung für Personen im Arbeitskontext genannt werden. Scully-Russ und Torracco (2020, S. 83–85) veranschaulichen, dass Mitarbeitende im Kontext der digitalen Transformation immer mehr über ihre eigene Entwicklung reflektieren und die eigene Entwicklung in die Hand nehmen müssen, um Schritt halten zu können. Gemäss Cheng und Hampson (2008, S. 328) existiert eine Vielzahl verschiedener Bezeichnungen für Kompetenzen, denen im Kontext von digitaler Transformation eine besondere Relevanz zugesprochen werden. Häufig genannte Begriffe sind Future Skills, Key Competences, Common Skills, Key Qualifications etc. Zu vielzitierten solcher Kompetenzen und Eigenschaften gehören: Flexibilität, Kreativität, Innovativität, Kommunikationsstärke, Selbstmanagement, Empathie, Kooperations- und Kollaborationskompetenzen, kritisches Denken, Lernkompetenzen und Lernmotivation, Veränderungsbereitschaft (Dengler & Matthes, 2018, S. 11; van der Sluis, 2007, S. 103). Das DigComp Framework der Europäischen Kommission setzt die folgenden Kompetenzbereiche unter dem Schlagwort ‚digitale Kompetenzen‘

ins Zentrum: Informations- und Datenkompetenz, Kommunikation und Kollaboration, Erstellung digitaler Inhalte, Sicherheit, Problemlösefähigkeit (Kluzer & Priego, 2018, S. 5). Die Förderung dieser überfachlichen Kompetenzen ist unter anderem Aufgabe von Corporate Learning. Neben den überfachlichen Kompetenzen sind zudem fachspezifische Kompetenzen ausschlaggebend, die situativ je nach Branche, Berufsgruppe oder Rolle auftreten und sich in einer schnell wandelnden Welt kontinuierlich entwickeln.

Ist – Kritik: Was funktioniert heute noch nicht?

Die beschriebenen Veränderungen haben eine Bedeutung für Corporate Learning. Obwohl Lernen am Arbeitsplatz [engl. Workplace Learning] in der Praxis und in der Wissenschaft an Aufmerksamkeit und Aufwind erfahren hat, tendiert die Gesellschaft immer noch dazu, Bildung mit formalen Lern-Settings gleichzusetzen (Tynjälä, 2008, S. 134). Dies ist nicht zuletzt auf die Sozialisierung aufgrund des Bildungssystems zurückzuführen. Solche formalen Lern-Settings werden den von Engeström und Sannino (2010) genannten neuen Anforderungen aber nicht ausreichend gerecht. „Die grösste Herausforderung für die Personalentwicklung wird es sein, sich an die neuen Rahmenbedingungen anzupassen und diesen Anpassungsprozess durchzuführen, bevor die Realität sie überholt“ (Werther & Bruckner, 2018, S. 184). Scully-Russ und Torracco (2020, S. 83) stellen stellvertretend für zahlreiche andere Autor*innen fest, dass neue Formen der Kompetenzentwicklung erforderlich sind, um den Anforderungen der digitalen Transformation gerecht zu werden und Schritt zu halten. Traditionelle Weiterbildungsmodelle sind zu langsam, um den schnellen und kontinuierlichen Veränderungen zu begegnen. Gemäss aktuellem Stand wird die Personalentwicklung aus Sicht von Hackl et al. (2017, S. 82) weniger als treibende und fördernde Kraft wahrgenommen, obwohl grosses Potenzial vorhanden wäre. Der heutigen Personalentwicklung wird zugeschrieben, die genannten Anforderungen nicht vollumfänglich lösen zu können (Erpenbeck & Sauter, 2021, S. 294; Torracco & Lundgren, 2020, S. 51). Gründe respektive Kritik für die Nichterfüllung der neuen Herausforderungen sind vielfältig und teilweise seit Jahren bekannt. Sie können als Gesamtpaket oder als Einzelfaktoren auftreten, abhängig davon, wie sich eine Personalentwicklung bereits aufgestellt hat. Die folgende Beschreibung von Erpenbeck und Sauter (2021) verdeutlicht eine Annahme zum heutigen Stand der Personalentwicklung, die im Rahmen der digitalen Transformation kritisch zu betrachten ist:

„Nach wie vor erstellen viele Personalentwicklungs-Abteilungen auf Basis von Bedarfserhebungen Angebotskataloge, die meist vielfältige Seminare, aber auch immer mehr

E-Learning-Angebote umfassen. Zunehmend wird der Frontalunterricht im Seminarraum in den digitalen Raum, in Webinare, verlagert, was ihn jedoch nicht besser macht. Diese Angebote werden mit einem Team von internen und externen Dozenten umgesetzt. Die Mitarbeiter melden sich, häufig über ihre Führungskräfte, für diese Massnahmen an. Die Ziele und Inhalte sind meist für alle Teilnehmer gleich vorgegeben, der Erfolg wird häufig mittels Wissenstests überprüft. Die ‚Evaluation‘ erfolgt auf Basis von Beurteilungsbögen, die am Ende der Massnahmen von den Teilnehmern ausgefüllt werden, mit sogenannten ‚Happy Sheets‘, die eher die Stimmung im Seminar als den Lerntransfer in die Praxis bewerten.“ (S. 56)

Fundierte Kenntnisse über heutige Schwachstellen der Personalentwicklung dienen als Grundlage, um zu eruieren, ob und wie KI-basierte Systeme im Rahmen von Corporate Learning Abhilfe schaffen könnten. Torraco und Lundgren (2020) präsentieren basierend auf einer umfassenden Literaturanalyse eine internationale Perspektive an zentralen Defiziten der Personalentwicklung:

1) Nicht ausreichend strategisch aufgestellt, zu operativ:

Obwohl in der Literatur seit über 20 Jahren eine strategischere Rolle von Personalentwicklung gefordert wird, zeigt sich in der Praxis nach wie vor eine grosse Tendenz in Richtung administrativer und ausführender Tätigkeiten der Personalentwicklung (Torraco & Lundgren, 2020, S. 52). Die Personalentwicklung bleibt hinter ihrem Potenzial zurück und spielt die Rolle als strategische Berater*innen und Lenker*innen für die aktuellen Skill-Change-Herausforderungen zu wenig aus. Diese Tendenz stellen auch Garavan et al. (2019) fest, was an späterer Stelle im Unterkapitel 3.6 zu den Rollen von L&D-Professionals weiter ausgeführt wird. Einer der Hauptgründe wird in fehlenden Kompetenzen der L&D-Professionals gesehen (Garavan et al., 2019, S. 2–3).

2) Fehlender Ausweis für Effektivität und Return on Investment (ROI)

Die Personalentwicklung sieht sich nach wie vor Herausforderungen ausgesetzt, ihre Wirkung auszuweisen. Studien, die sich gezielt dem Return on Investment von Personalentwicklung widmen, haben Mühe, die Wirkung und den Nutzen von Personalentwicklung sowie Corporate Learning zu eruieren. Durch die Schwierigkeiten der Messung unterliegen Massnahmen der Personalentwicklung immer noch der Gefahr, bei Kosteneinsparungen gegenüber anderen Massnahmen depriorisiert zu werden. Auch wird bemängelt, dass in der Personalentwicklung zu wenig datenbasiert gearbeitet wird, um Entscheidungen herzuleiten und zu begründen. Hauptgründe, weshalb die Messung so anspruchsvoll ist, liegen zum einen in der Zeitverzögerung von Wirkungen und in

der Komplexität des Themas sowie im hohen Aufwand für zielgerichtete Messungen, da solide Modelle dazu fehlen (Maity, 2019, S. 661; Torraco & Lundgren, 2020, S. 52).

3) Personalentwicklung fokussiert auf Randthemen

Die Angebote der Personalentwicklung werden häufig als zu wenig businessnah und als zu wenig einflussreich wahrgenommen. Themen wie Wohlbefinden von Mitarbeitenden, Sensibilisierung zu Vielfalt und Inklusion oder Mobbing-Prävention werden dahingehend kritisiert, dass sie wenig bis keinen Einfluss auf den Geschäftserfolg und die Performance von Mitarbeitenden haben – respektive dies nicht ausgewiesen werden kann – und die Personalentwicklung somit als wenig erfolgsrelevant erscheint (Torraco & Lundgren, 2020, S. 52).

4) Angebot von Inhalten ohne entsprechende Bedarfsanalyse und fehlende Systematik im Angebotsportfolio

Insbesondere durch die wachsende Flut an Lernmöglichkeiten und die vermehrt öffentlichen respektive in der Cloud verfügbaren Angebote wird Kritik laut, dass die Angebote nicht strategisch und an den Bedürfnissen ausgerichtet angeboten werden. Es fehlen systematische Vorgehensweisen dahingehend, welche Inhalte und Angebote wie, weshalb, wann sowie von wem benötigt werden und ob die Angebote tatsächlich den erwünschten Zweck erfüllen respektive wie wirkungsvoll sie sind (Torraco & Lundgren, 2020, S. 53).

5) Mangelnde Kenntnisse zur Arbeit und zum Arbeitsumfeld

Fehlendes Interesse, sich mit den Tätigkeitsfeldern der Zielgruppen auseinanderzusetzen, wird als weitere Schwachstelle von Personalentwicklung bezeichnet. Der Vorwurf, dass die Personalentwicklung ‚im Elfenbeinturm‘ stattfindet, aber zu wenig anschlussfähig an die tatsächlichen Bedürfnisse ist, ist weitverbreitet. Dies ist insbesondere problematisch, wenn Lernen vermehrt im Kontext der Arbeit stattfinden soll. Hierfür sind Kenntnisse zur Zielgruppe und des Arbeitsumfelds zentral (Torraco & Lundgren, 2020, S. 54).

Neben den erläuterten Defiziten der Personalentwicklung durch Torraco und Lundgren (2020) sind weitere zentrale Kritikpunkte an der Personalentwicklung in der Literatur gängig. So wird auf die Fokussierung auf formelle Weiterbildung mit gleichzeitig bekannten *Transferproblemen* hingewiesen, wie es beispielsweise Grossman und Salas (2011) im englischsprachigen Raum aufzeigen, was sich aber auch im DACH-Kontext findet: „Obwohl Unternehmen jedes Jahr Milliarden von Dollar in die Ausbildung investieren, gelingt es Berichten zufolge nicht, viele der erlernten Kompetenzen auf den Arbeitsplatz zu übertragen“ (eigene Übersetzung; S. 103). Obwohl die Relevanz von

Lernen im Arbeitsprozess und informellem Lernen betont wird, scheint das Potenzial bei Weitem nicht ausgeschöpft. *Lernen wird häufig von der Arbeit getrennt*, statt intuitiv und nahtlos in den Arbeitsalltag integriert zu sein. Der Fokus auf formelle Angebote birgt ebenfalls die Gefahr des Vorratslernens, was als wenig wirkungsvoll diskutiert wird. Dessen ungeachtet erweist sich die heutige Personalentwicklung häufig als zu *langsam*, um den schneller werdenden Anforderungen im Rahmen der digitalen Transformation gerecht zu werden. Es werden mangelnde Agilität und Flexibilität in der Entwicklung, aber auch in der Art von Lernprozessen festgestellt. Die sogenannte Time to Competency (Liebert & Talg, 2019, 197) ist häufig durch herkömmliche Trainings nicht gewährleistet. Hier kommt hinzu, dass durch eine reine zentrale Steuerung des Themas und mittels Giesskannen-Prinzip *zu wenig auf individuelle Bedürfnisse* von Mitarbeitenden eingegangen werden kann. Dadurch geht der direkte Bedürfnisbezug verloren, was wiederum in Transferprobleme mündet. (Corporate Learning Community, 2017, S. 31; Erpenbeck & Sauter, 2021, S. 294; Maity, 2019, S. 656; Werkle, Schmidt, Dikke & Schwantzer, 2015, 164). Eine Herausforderung, die insbesondere mit der Forderung nach mehr Individualisierung und eigenverantwortlichem kontinuierlichen Lernen verbunden ist, sind fehlende Lernkompetenzen von Mitarbeitenden, besonders in informellen Settings – zum einen aufgrund der langjährigen Sozialisierung auf formelle Bildung, zum anderen aber auch aus Motivationsgründen oder fehlenden Techniken für ein Optimum an Selbstorganisation (Reinmann, 2010, S. 83). Dies wird anhand des folgenden Zitats veranschaulicht:

„Selbst wenn man humanistische Prämissen heranzieht und davon ausgeht, dass der Mensch ein grundlegendes Bedürfnis nach Kompetenzerleben hat, ist damit nicht automatisch die Fähigkeit, Bereitschaft oder Gelegenheit verbunden, intrinsisch motiviert zu lernen und/oder externe Ziele in einem anstrengenden Prozess etwa durch Erproben und Anpassen mit den persönlichen Bedürfnissen in Einklang zu bringen.“ (Reinmann, 2010, S. 83)

Die hier aufgelisteten Aspekte fassen zentrale Kritikpunkte und Herausforderungen zum heutigen Stand von Corporate Learning zusammen. Einige von ihnen sind bereits seit längerer Zeit bekannt, andere manifestieren sich aufgrund der neuesten Entwicklungen im Kontext der digitalen Transformation. Wie Scully-Russ und Torracco (2020) in ihrem Zitat zusammenfassend verdeutlichen, sind neue Ansätze von Corporate Learning gefragt, um den Herausforderungen der digitalen Transformation gerecht zu werden.

„Es werden neue Bildungsmodelle erforderlich sein, da die Arbeitnehmenden gezwungen sein werden, sich ständig Gedanken über ihren nächsten Auftrag, die für diesen Auftrag erforderlichen Fähigkeiten und die für den Erwerb der Fähigkeiten für diesen

Auftrag erforderlichen Ausbildungen und Qualifikationen zu machen.“ (eigene Übersetzung; S. 83)

Solche Ansätze sind bereits in der Literatur auffindbar, teilweise in der Praxis erprobt und werden nachfolgend beleuchtet. Nachfolgend wird entsprechend auf das Thema der Gap-Schliessung zwischen dem aufgezeigten Ist und Soll eingegangen.

3.3 Ansätze zur Bewältigung der Anforderungen

„Wenn wir darüber nachdenken, wie KI im aktuellen Bildungskontext am effektivsten eingesetzt werden kann, automatisieren wir leicht Dinge, die in der Vergangenheit wichtig waren. Daher ist es wichtig, die Auswirkungen der KI im Kontext des zukünftigen Lernens und der Bildung zu verstehen, und nicht im Kontext der aktuellen Bildungssysteme und Lernformen. Die Analyse der Auswirkungen von KI auf Bildungsthemen wird daher zwangsläufig mit vorausschauender Arbeit über die Zukunft des Lernens verbunden sein.“ (eigene Übersetzung; Tuomi, 2018, S. 31)

Die aufgezeigten Anforderungen einer Arbeitswelt im Kontext der digitalen Transformation an Corporate Learning und die gleichzeitig vielzähligen Defizite führen zu einer Lücke, die geschlossen werden muss. Nachfolgend werden solche Ansätze präsentiert.

Paradigmen-Shifts/Kontrastchiffren für zukunftsgerichtetes Corporate Learning:

Um die Herausforderungen der digitalen Transformation erfolgreich zu meistern, fordern Seufert et al. (2017) dazu auf, „traditionelle normative Leitlinien für die Gestaltung bzw. Unterstützung von Lernen und Kompetenzentwicklung neu zu formulieren“ (S. 431). Dies lässt sich anhand von Kontrastchiffren umsetzen. Diese sind in der Literatur eine gängige Variante, um die notwendigen Veränderungstendenzen zu verdeutlichen. In Tabelle 6 ist ein Vergleich zwischen Bildung/Lernen (als Teil der Personalentwicklung) im Sinne des Zeitalters der Industrialisierung sowie im Sinne des Zeitalters der digitalen Transformation zu sehen. Zur Erstellung wurden verschiedene Literaturen verglichen und kombiniert, die ebensolche Kontrastierungen veranschaulichen, allerdings mit unterschiedlichen Schwerpunkten. Diese Tabelle hat nicht den Anspruch auf Vollständigkeit, sondern auf eine differenzierte Charakterisierung traditionellen und zukunftsgerichteten Corporate Learnings. Dabei wird in diesem Schritt nicht auf einzelne Technologien eingegangen, sondern auf grundsätzliche Gestaltungsmerkmale von Lehren und Lernen im Unternehmenskontext. Das folgende Zitat unterstreicht dieses Vorgehen:

„Technologie ist deshalb auch nicht der eigentliche, obgleich vielfach bevorzugte Ansatzpunkt für eine Verbesserung der Nachhaltigkeit des Lernens und der Kompetenzentwicklung. Als entscheidend stellt sich vielmehr die Frage nach der Angemessenheit des zugrunde liegenden Lernverständnisses dar.“ (Arnold, 2017, S. 104)

Aus untenstehender Darstellung geht nicht hervor, dass die linke Seite keine Berechtigung mehr hat, aber es wird die Verschiebung hin zur rechten Seite aufgrund der Anforderungen der digitalen Transformation betont.

Tabelle 6: Kontrastierung: traditionelles vs. zukunftsgerichtetes Corporate Learning
(eigene Darstellung in Anlehnung an Arnold, 2012, S. 46⁵; EFMD, 2017, S. 12⁷; Erpenbeck & Sauter, 2013, S. 46–50⁴; Garavan et al., 2002, S. 64⁹; Graf, Gramss & Edelkraut, 2017, S. 61–62³; Hart, 2019, S. 17⁶; Meister, 2009, 143²; Seufert, 2013, S. 283¹; Tynjälä, 2008, S. 141⁸)

	Traditionell	Zukunftsgerichtet
Umwelt	Umwelt stabil und kalkulierbar ¹	Umwelt instabil und unkalkulierbar ¹
Rolle Lernende	Lernende als Rezipient*innen ¹ Passive Lerner*innen ⁹ Individuum lernt fremdgesteuert ¹ , ist durch Organisation kontrolliert ⁹	Lernende als autonome Lerner*innen ¹ Aktive Lerner*innen ⁹ Individuum lernt selbstgesteuert, selbstorganisiert, eigenverantwortlich und kontinuierlich ^{1, 7, 9}
Fokus	Fokus auf Individuum ¹	Fokus auf Individuum, Team und Organisation (Lernkultur) ^{1, 9}
Rolle PE	Personalentwicklung als Vermittler*in und Verwalter*in ¹ Reaktiv, Kostenfokus, nebensächlich ⁹	Personalentwicklung als Lernbegleiter*in und Ermöglicher*in ¹ Proaktiv, strategisch, zentral für Wettbewerbsvorteile ⁹
Lern-partner*innen	Learn from instructors ² /individuelles Lernen ³	Learn from peers ² /soziales und kollaboratives Lernen, z. B. in Lernpartnerschaften oder Communities, innerhalb und ausserhalb der Organisation ^{3, 8} mit den verschiedenen Anspruchsgruppen ⁹
Implizite Annahmen	Die optimale Vorbereitung und Didaktisierung des Inputs gewährleisten den Erfolg. ⁵	Die optimale Ermöglichung selbstständiger Lern-, Such- und Problemlösungsprozesse gewährleistet den Erfolg. ⁵
Arbeitsbezug	Off the job ³	On the job ³ , nahtloser Performance-Support ⁷
Lernergebnis	Wissen ³ , Qualifizierung ⁴	Kompetenz ³
Bildungspolitik	Gestaltete und möglichst öffentlich verantwortete Ausbildungsgänge verleihen Auszeichnungen. ⁵	Kompetenzen und Auszeichnungen können auch informell erworben werden. ⁵
Angebot	One-size-fits-all ⁶ Formell ⁹	One-size-fits-one, personalisiert ^{6, 7}

		Mix aus diversen informellen, formellen, sozialen und erfahrungsbasierten Lernformen, Stichwort: Blended Learning ^{7,9} Jederzeit und von überall zugänglich ⁷ Kleinere Lerneinheiten, die bedarfsgerecht kombiniert werden können ⁷ Auf Wirkung ausgerichtet, eng mit Analytics verknüpft ⁷ Lernerorientiertes Design Relevanz für Lerner*innen und Business ⁷
Zeitpunkt des Lernens	Lernen auf Vorrat ⁴ Diskontinuierlich ⁹ Synchron ⁹ Isoliert ⁹	Flexibel, just-in-time, on demand ^{6,7,9} Kontinuierlich ⁹ Asynchron und synchron ⁹ Eingebettet, situativ ⁹
Vokabular⁵	Lehre, Unterricht Curriculum Wissens- und Qualifizierungsziele Unterricht Vermitteln Vorgebend Didaktik als Lehrwissenschaft	Lernbegleitung Kompetenzprofile Individuelle, strategische Kompetenzziele Lernarrangements Selbstlernend, selbstgesteuert, reflektierend Ermöglichend, Empowerment Erleben, Ausprobieren Didaktik als Subjektwissenschaft Kontext- und Arbeitsplatzbezogen

Bei den hier dargelegten Facetten zukunftsgerichteten Lernens handelt es sich um Glaubenssätze aus der Literatur, wie Corporate Learning im Kontext der digitalen Transformation erfolgreich gestaltet werden kann. Viele dieser Facetten werden durch digitale Technologien begünstigt. Die Kontrastchiffren belegen indes, dass eine reine Digitalisierung nicht zwingend zu einer Verschiebung von Corporate Learning auf die rechte Seite der Darstellung führt. Auch die linke Seite könnte in die digitale Welt übertragen werden. Erst die Art und Weise, wie Lernprozesse gestaltet werden, entscheidet über eine Eignung in Bezug auf die identifizierten Herausforderungen (Erpenbeck, Sauter & Sauter, 2015, S. 2; Foelsing & Schmitz, 2021, S. 273). Somit bedeutet die rechte Seite der Darstellung eine Orientierungshilfe für die Gestaltung sinnvoller und der digitalen Transformation gerecht werdender Corporate-Learning-Massnahmen, zum Beispiel auch in Form KI-basierter Systeme. Stand heute sind die Lösungsansätze, die im Kontext der digitalen Transformation im Corporate Learning erarbeitet wurden und der

rechten Seite der Darstellung zu entnehmen sind, entsprechend der im vorherigen Unterkapitel erörterten Kritik nicht flächendeckend in der Praxis umgesetzt und demnach offene Herausforderungen.

Die Kontrastchiffren bedeuten einen Paradigmenwechsel, der laut Erpenbeck und Sauter (2017) „vieles infrage stellt, was die heutigen Bildungssysteme in Schule, Hochschule und in den Unternehmen prägt“ (S. 34). Die Corporate Learning Community (2017) verdeutlicht: „Viele Strukturen und Prozesse aus dem Zeitalter der Industrialisierung (Taylor, 1920) sind nach wie vor im Bildungsbereich verbreitet“ (S. 31). Der Wandel vollzieht sich aufgrund jahrelang verankerter Routinen und Gewohnheiten nur langsam (Erpenbeck & Sauter, 2015, S. VIII). Eine zentrale Forderung liegt in der vermehrten Verschmelzung von Lern- und Arbeitswelt (Meier, Bäcker & Seufert, 2018, S. 20; Sauter, 2017, S. 187).

Die Arbeit konzentriert sich dementsprechend auf die rechte Seite der Tabelle 6. Das Ziel soll nicht sein, Anwendungspotenziale von KI in Hinblick auf veraltete Lernverständnisse zu evaluieren (Augier & Mola, 2016, S. 12; Tuomi, 2018, S. 3). Zusammenfassend heben Foelsing und Schmitz (2021, S. 246) sowie Seufert, Meier, Soellner und Rietsche (2019, S. 599) hervor, dass Einigkeit herrscht, dass sich eine zentrale Gestaltungsbedingung im neuen Paradigma durch Lernerzentrierung und einen „Learning-Experience“-Fokus auszeichnen. Eine entsprechend Empowerment-orientierte Personalentwicklung, die sich auf Stärken und Ressourcen von Mitarbeitenden bezieht, ist eine zentrale Grundlage für die individuelle Kompetenzentwicklung im Kontext der Arbeit (Seufert & Meier, 2018, S. 879).

Angesicht der aufgezeigten Shifts und der Lernerzentrierung bietet sich die Ermöglichungsdidaktik als leitende Theorie für Corporate Learning und das lebenslange Lernen an (Sauter & Sauter, 2013, S. 63). Die Ermöglichungsdidaktik hat gemäss Erpenbeck und Sauter (2021) zum Ziel, „den Mitarbeitern alles an die Hand zu geben, damit sie ihre personalisierten Entwicklungsprozesse problemorientiert und selbstorganisiert gestalten können“ (S. 76–77), und ist eine „Theorie der Selbstorganisation von Lernen und Kompetenzentwicklung“ (Arnold, 2017, S. 111). Erpenbeck und Sauter (2021) beziehen sich auf die Ausführungen von Siebert (2019, S. 107) und veranschaulichen Merkmale der Ermöglichungsdidaktik:

- *„Situiertheit“*: Die Herausforderungen sind auf realistische Herausforderungen und Anwendungen bezogen
- *„Anschlussfähigkeit“*: Neues Wissen und neue Kompetenzen knüpfen an den Vorkenntnissen sowie den bisherigen Kompetenzen bzw. Erfahrungen an

- *Selbstorganisation*: Personalisiertes Lernen wird ermöglicht
- *Biografie-Orientierung*: Die bisherigen Arbeits- und Lernerfahrungen werden berücksichtigt.
- *Kontextabhängigkeit*: Lernen ist in das Arbeitsumfeld mit seinen individuellen, sozialen und kulturellen Aspekten eingebettet
- *Emotionalität*: Motive und Gefühle der Lerner fliesen in die Lernprozesse ein
- *Prozessorientierung*: Lernen findet kontinuierlich statt (Lebenslanges Lernen)
- *Lernbegleitung*: Die Lernprozesse werden professionell begleitet und unterstützt“ (S. 77).

Eine ermöglichungsdidaktische Ausrichtung bedeutet gemäss Sauter und Scholz (2015, S. 8), dass die Verantwortung für das „was, wann, wo und wie“ Lernen primär bei den einzelnen Mitarbeitenden liegt. Dies bedingt Lernkompetenzen.

„Die heutige Personalentwicklung darf sich daher nicht mehr ausschliesslich auf den Aufbau fachlicher Qualifikationen der Belegschaft konzentrieren, sondern muss den Fokus ihrer Aktivitäten auf die Ermöglichung individueller Kompetenzentwicklung jedes einzelnen Mitarbeiters legen.“ (Sauter & Scholz, 2015, S. VIII)

Hierbei gilt wiederum das Lern- und Lehrverständnis, dass Lernprozesse zwar angeregt, unterstützt und ermöglicht, aber nicht erzeugt oder garantiert werden können (Schüssler & Kilian, 2017, 83). Ermöglichungsdidaktik kann in formellen, aber auch informellen Lernformen zur Anwendung kommen. Dem informellen Lernen wird im Rahmen des Paradigmen-Shifts eine hohe Bedeutung beigemessen. Was informelles Lernen eindeutig charakterisiert und wie es von anderen Lernformen, beispielsweise formellem Lernen, abgegrenzt werden kann, ist bis heute jedoch uneinheitlich geregelt (Seufert & Meier, 2016b, S. 549; Zürcher, 2007, S. 31). Das Werk von Dohmen (2001) gilt laut Rohs (2016, S. 27–28) als eines der umfassendsten zum Thema ‚informelles Lernen‘ im deutschsprachigen Raum. Das Spektrum informellen Lernens umfasst in dieser Arbeit zielorientiertes und bewusstes, aber auch spontanes und beiläufiges Lernen. Es ist weder vorstrukturiert, noch von einem Bildungsanbieter organisiert und mündet normalerweise nicht in offiziellen Qualifikationen (Dohmen, 2001, S. 19; OECD, 2007, S. 25–26; Wittwer, 2013, S. 508).

Es gilt zu beachten, dass die hier beschriebenen Ansätze und Verschiebungen zur Bewältigung der Herausforderungen der digitalen Transformation nicht per se neu sind. Diskussionen zur Relevanz informellen Lernens, selbstregulierten Lernens und zahlreiche andere Aspekte sind bereits seit langer Zeit in der Weiterbildungsforschung präsent. Indessen offenbart sich eine steigende Bedeutung davon für Corporate Learning

aufgrund der sich verändernden Arbeitswelt, und neue technologische Möglichkeiten bieten die Chancen, solche bekannten Herausforderungen neu – unter anderem mit KI-basierten Systemen – zu lösen. Die Konzeptualisierung eines Leistungsportfolios, das den erarbeiteten Grundlagen entspricht, folgt im nächsten Unterkapitel.

3.4 Corporate-Learning-Leistungsportfolio

Die Ermöglichungsdidaktik und die bewusste Gestaltung formellen und informellen Lernens fungieren als Grundlagen für zukunftsgerichtetes Corporate Learning.

Diesbezüglich ist zu fragen, wie sich zu dieser Ausgangslage ein geeignetes Leistungsportfolio konzipieren lässt. Um mögliche Anwendungen und Nutzenpotenziale von KI im Bereich Corporate Learning untersuchen zu können, wird ein Basis-Framework benötigt, das die zentralen Prozesse, Angebote und Services von Corporate Learning veranschaulicht. In Bezug auf das Leistungsportfolio bietet sich das Kontinuum zwischen formellem und informellem Lernen an. Dieses birgt den Vorteil, dass verschiedene Lernformen betrachtet werden, die über formelle Weiterbildungen hinausreichen und somit der Forderung nach lebenslangem Lernen und arbeitsplatzbezogenem Lernen gerecht werden. Eine hilfreiche Systematisierung der verschiedenen Lernformen bietet das erweiterte Angebotsportfolio nach Seufert (2013, S. 244). Dieses wurde in der Publikation von Meier, Bäcker und Seufert (2018, S. 7) um beispielsweise den Aspekten von ‚Lernen on demand‘ erweitert und mit neuen Begriffen versehen.

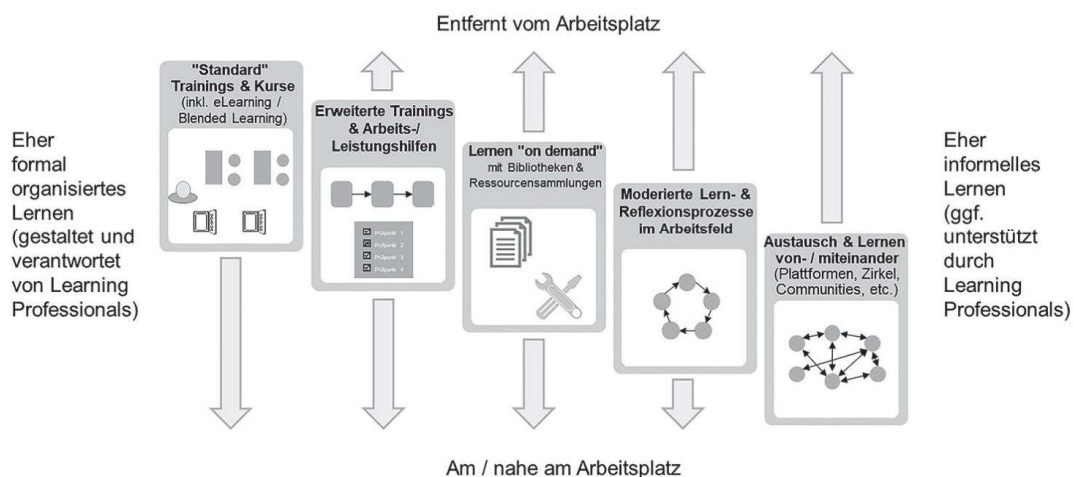


Abbildung 9: Lernformenkontinuum

(Darstellung in Anlehnung an Seufert, 2013, zit. in Meier, Bäcker & Seufert, 2018, S. 7)

Das Leistungsportfolio eines zukunftsgerichteten Corporate Learnings umfasst eine Vielzahl potenzieller Lernmöglichkeiten, die die Stärken von formellem und

informellem Lernen kombinieren. Dazu gehören die in der kommenden Grafik aufgeführten Elemente:

Trainings und Kurse	Erweiterte Trainings und Arbeits-/Leistungshilfen/ Lernen im Prozess der Arbeit	Lernen on demand/ selbstgesteuertes Lernen	Moderierte Lern- und Reflexionsprozesse im Arbeitsfeld	Austausch und Lernen von-/miteinander
E-Learning Konferenzen, Vorträge Massive Open Online Courses (MOOCs) Planspiele Präsenztraining Webinare Workshops Etc.	Arbeitsplatz/Job-Tausch Herausfordernde Aufgaben Entwicklungsprojekte Feedback Learning by Doing Performance Support Probleme lösen Projekte Shadowing Simulationen Etc.	Blogs E-Books Kuratierte Sammlungen Lern-Nuggets Lernvideos Micro-Learnings Newsfeeds Online-Bibliotheken Open Educational Resources Podcasts Wikis Zusammenfassungen Etc.	Action Learning Projekte Coaching Kollegiale Fallberatung Lernorientierte Führung Lernzirkel, LernOS Mentoring Reflexionsanregungen Retrospektiven Working out Loud (WOL) Etc.	Barcamps cMOOCs Communities of Practices (CoP) Erfahrungsaustausch-Gruppen (Erf-Gruppen) Foren Kollaborative Problemlösung Lerntandems Lernen durch Lehren, user-generated-content Meetups Online Communities Open-Space-Konferenzen Plattformen Reverse Mentoring Social Media Etc.

Abbildung 10: Corporate Learning Leistungsportfolio

(eigene Darstellung in Anlehnung an Foelsing & Schmitz, 2021, S. 312; Freigang, 2021, S. 38; Meier, Bäcker & Seibold, 2018, S. 18; Seufert, 2013, zit. in Meier, Bäcker & Seufert, 2018, S. 7)

Die Darstellung sowie die Aufführung verschiedener Lernformen liefern einen Einblick dahin gehend, was ein Corporate-Learning-Leistungsportfolio beinhaltet. Die Verortung ist dabei nicht immer eindeutig. So kann das Lernen mit Lernvideos beispielsweise einen hohen Arbeitsalltagsbezug haben und während der Arbeit geschehen, es kann aber auch losgelöst davon erfolgen (Meier, Bäcker & Seufert, 2018, S. 6).

Für die Operationalisierung von Corporate Learning als Task der TTFT bietet sich als Nächstes ein Blick auf die Wertschöpfungskette und Prozesse an. Eine genauere Ausführung zu zukunftsgerichteten Corporate-Learning-Rollen folgt in den Unterkapiteln 3.6 und 3.7. Zunächst werden die Wertschöpfungskette und typische Prozesse von Corporate Learning erarbeitet.

3.5 Wertschöpfungskette und Prozesse von Corporate Learning

Gesucht ist ein Prozessmodell, das den getätigten Ausführungen entspricht und neben Aktivitäten rund um formelles Lernen insbesondere auch den informellen Teil des Leistungsportfolios abbildet.

„Das Konzept der Wertschöpfungskette bietet Anhaltspunkte zur Analyse der notwendigen Aufgaben, Abläufe, Verantwortlichkeiten und Rollen (Porter, 1980). Ein interessanter Ansatz in diesem Zusammenhang ist das Aufbrechen der Wertschöpfungskette und die innovative Neukombination einzelner wertschöpfender Aktivitäten.“ (Seufert et al., 2017, S. 439)

Als Wert in einer Wertschöpfungskette von Corporate Learning kann in diesem Zusammenhang der geschaffene Mehrwert in der Arbeitspraxis verstanden werden, der durch die individuelle Kompetenzentwicklung erreicht wird (Schuchmann, 2016, S. 71–72).

Für die vorliegende Arbeit gelten folgende Kriterien an ein geeignetes Modell

- Deckt formelles und informelles Lernen ab
- Beinhaltet Referenzen/Anknüpfungspunkte zu digitalen Lernmedien
- Ist auf den Corporate-Kontext zugeschnitten
- Möglichst generisch, akzeptiert
- Harmoniert mit dem normativen Rahmen/Paradigmenwechsel
- Hat Lernen/Kompetenzentwicklung im Fokus

Eine vielzitierte Wertschöpfungskette der Personalentwicklung bietet der Funktionszyklus nach M. Becker (2013, S. 185):

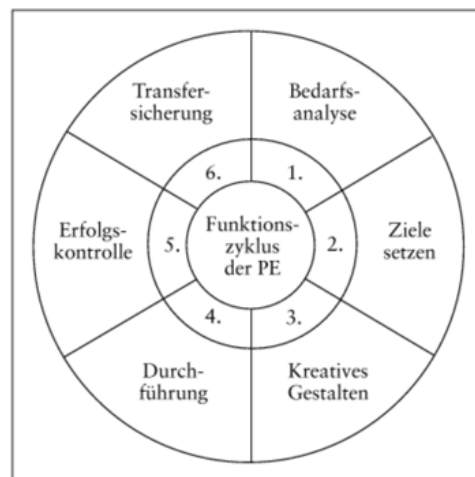


Abbildung 11: Funktionszyklus der Personalentwicklung
(Darstellung in Anlehnung an M. Becker, 2013, S. 185)

Andere Autor*innen nutzen ähnliche Darstellungen, beispielsweise die didaktische Wertschöpfungskette aus dem strategischen Bildungsmanagement mit den Prozessschritten Analyse, Design, Entwicklung, Durchführung und Evaluation (Seufert, 2013, 226, 254):

- Analyse: Entscheidungen treffen über die Auswahl und Anordnung von Lerninhalten und -zielen
- Design: Lernsituationen bestimmen, Sequenzierung und Phasierung der Lernsituationen, als Endergebnis ein Learning-Design für die Bildungsmassnahme entwickeln, das die Strukturierung und den geplanten Aufbau des Kompetenzerwerbs plant
- Umsetzung: Bildungsmassnahme sowie deren einzelnen Komponenten konkret entwickeln, Lernressourcen beschaffen beziehungsweise entwickeln. Sie sind die zentralen Lerninhalte als Bestandteil der Bildungsmassnahme.
- Durchführung: Die Durchführung der Bildungsmassnahme und insbesondere die Interventionsstrategien der Lehrpersonen und die Lernbegleitung organisieren, gegebenenfalls direkt am oder in Kombination mit dem Arbeitsplatz.
- Evaluation: Die Kompetenzentwicklung der Lernenden evaluieren sowie den Erfolg der gesamten Bildungsmassnahme bewerten.

Meier, Bäcker und Seibold (2018, S. 22) ergänzen die didaktische Wertschöpfungskette explizit mit Transfer- und Leistungsunterstützung und bezeichnen den Prozess als typischen internen Leistungsprozess eines Bildungsdienstleisters. Die drei präsentierten Varianten an Wertschöpfungsprozessen im Rahmen von Personalentwicklung stehen stellvertretend für verschiedene Ausprägungen solcher Darstellungen. Sie eignen sich besonders, da sie für das Ziel der individuellen Kompetenzentwicklung im Unternehmenskontext geeignet sind. Entsprechend den Ausführungen zum Angebot und den Rollen der Personalentwicklung wird indes ersichtlich, dass die Wertschöpfungskette einer modernen Personalentwicklung ausgeweitet werden muss. Hierfür liefert Meier (2018b, S. 3) bereits einen Ansatz, der als wertvoll für das vorliegende Forschungsvorhaben erachtet wird und über das klassische Verständnis von überwiegend formeller Bildung hinausgeht. Der Bezugsrahmen in Abbildung 12 wird von Meier (2018b, S. 3) bereits zur Einordnung von KI-basierten Systemen im Kontext von Corporate Learning genutzt.

Gestaltung von (formellen Lernumgebungen)

Bedarfsklärung/ Diagnostik	Konzeption	Realisierung	Durchführung/ Begleitung	Transfer-/Leistungs- unterstützung	Evaluation und Qualitätsentwicklung

Rahmenbedingungen (mit-)gestalten	Coaching, Mentoring, etc. organisieren/durchführen	Networks und Communities moderieren

Unterstützung von (informellen) Lernaktivitäten

Abbildung 12: Bezugsrahmen zur Einordnung von KI-basierten Anwendungen
(eigene Darstellung in Anlehnung an Meier, 2018b, S. 3)

In einer anderen Darstellung wird zusätzlich das Management des Angebotsportfolios als weiterer Prozessschritt respektive Aufgabe aufgenommen (Meier, 2021, S. 15).

Die Arbeitsgruppe der European Foundation for Management Development (EFMD) stützt sich als Alternative auf einen vierphasigen Prozess, der sich auf einen lernerzentrierten, datengestützten sowie kontinuierlichen Lernprozess bezieht:

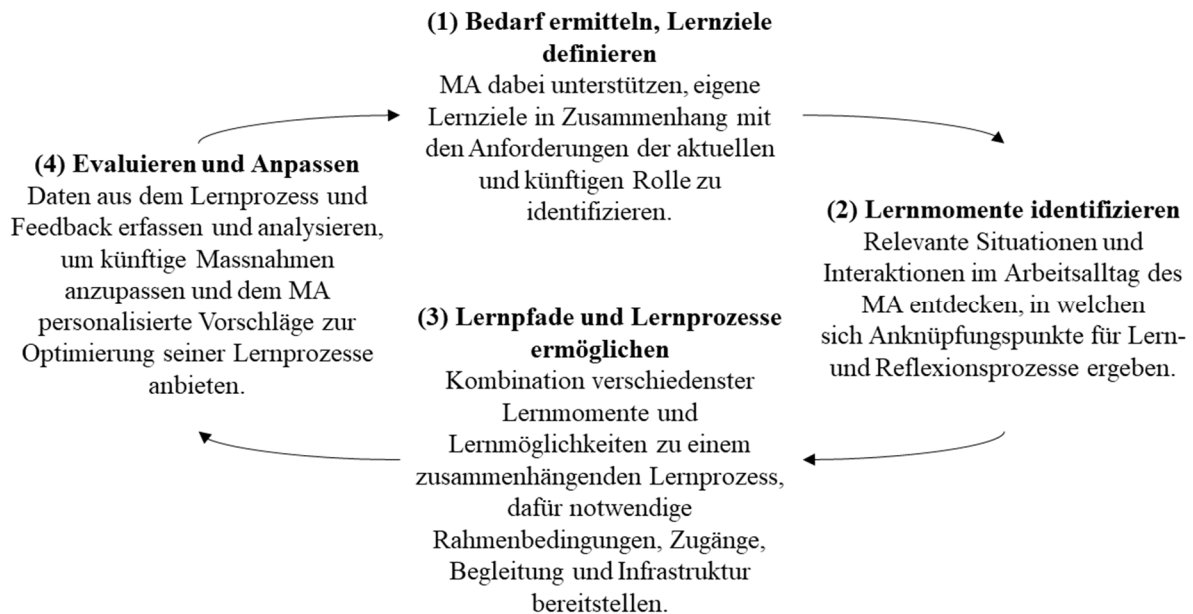


Abbildung 13: Vierphasiger L&D-Prozess
(eigene Darstellung in Anlehnung an EFMD, 2017, 28-29, 41)

Für die Operationalisierung der Task-Seite wird eine Prozessdarstellung bevorzugt, die die Schritte feingliedriger unterteilt als die EFMD-Arbeitsgruppe, da es die Analyse verschiedener Anwendungen und Nutzenpotenziale von KI für Corporate Learning präziser ermöglicht. Das Gedankengut des kontinuierlichen und lernerzentrierten Lernens soll dabei aber übernommen werden. In Tabelle 7 ist das Fazit für diese Monografie in Bezug auf die Prozessschritte von Corporate Learning veranschaulicht, die sich als Untersuchungsstruktur zur Analyse von Anwendungen und Nutzenpotenzialen KI-basierter Systemen eignen.

Tabelle 7: Corporate Learning Prozessschritte
(eigene Darstellung)

Prozessschritt
Bedarfsklärung, Diagnostik und Lernzielsetzung
Konzeption und Erstellung von Lernangeboten
Kuratieren und Orientierung
Durchführung Lernangebote
Transfersicherung und Lernprozessbegleitung
Evaluation und Qualitätsentwicklung
Rahmenbedingungen gestalten und Portfoliomanagement
Administration

Die Prozesse müssen nicht linear durchlaufen werden und können einzeln oder im Verbund zur Anwendung kommen. Auch könnte für jeden dieser Prozessschritte, die teilweise stellvertretend für Selbstlernangebote von Mitarbeitenden stehen, eigene Prozesse formuliert werden. Aus pragmatischen Gründen wird in dieser Arbeit mit dem hier vorgeschlagenen Raster gearbeitet. Wo nötig, wird es im weiteren Forschungsverlauf ausdifferenziert. Der hier präsentierte Untersuchungsrahmen kann verschieden umgesetzt werden. Die Literatur zeigt, dass insbesondere eine agile Arbeitsweise im Kontext der digitalen Transformation an Relevanz zunimmt und vermehrt in direkter Co-Creation mit Zielgruppenvertretenden gearbeitet wird (EFMD, 2017, S. 41). Dies wird im Bildungskontext unter den Schlagworten ADDIE und SAM verdeutlicht (Li, 2016, S. 189–190; Seufert & Meier, 2016a, S. 31).

„ADDIE steht für Analyse, Design, Entwicklung, Umsetzung und Bewertung (engl. analysis, design, development, implementation and evaluation). Der Kern des ADDIE-Prozesses besteht darin, Lücken (Kompetenz-, Wissens- und Leistungslücken) zu ermitteln und diese dann zu schliessen.“ (eigene Übersetzung; Li, 2016, S. 189)

Die Schliessung der Lücken ist auch im Kontext der digitalen Transformation weiterhin ausschlaggebend. Gleichwohl gilt ein klassisches ADDIE-Vorgehen als zu langsam in einer VUCA-Welt (Li, 2016, S. 189–190). Während ADDIE für lineare Vorgehensweisen steht, spiegelt SAM stellvertretend agile Entwicklungsformen wider. Modelle wie SAM (Successive Approximation Model) sind von Design Thinking, Prototyping-Ansätzen, Experimenten, Iterationen und Interdependenzen zwischen verschiedenen Prozessschritten geprägt (Seufert, 2013, S. 226; Seufert & Meier, 2016a, S. 31). Modellen wie SAM wird eine steigende Bedeutung für Corporate Learning zugesprochen. Seufert

und Meier (2016a, S. 31) betonen hierbei, dass sich SAM nicht nur für E-Learning-Projekte eignet, sondern auch für andere Corporate-Learning-Projekte.

Die nächsten beiden Unterkapitel widmen sich den Rollen von L&D-Professionals. In Unterkapitel 3.6 wird beleuchtet, welche Rollen von L&D-Professionals im Kontext der digitalen Transformation von besonderer Relevanz sind. Diese Perspektive ergibt weitere Hinweise für potenzielle Einsatzgebiete KI-basierter Systeme. Kapitel 3.7 thematisiert Rollen und Kompetenzen, welche im Zusammenspiel von Mensch und Maschine gefragt sind und bietet die Grundlage zur Beantwortung der Forschungsfrage 3.

3.6 Rollen von L&D-Professionals im Kontext der digitalen Transformation

„Wie kann die Personalentwicklung effektiver werden? Welche Rolle spielt die Personalentwicklung in einem Umfeld, in dem Manager*innen und andere Rollen zunehmend für die Förderung von Lernen und Entwicklung verantwortlich sind?“ (eigene Übersetzung; Torracco & Lundgren, 2020, S. 55)

Dieser Forschungsarbeit liegt die Überzeugung zugrunde, dass das immer relevanter werdende Thema Lernen nicht dem Zufall überlassen werden darf. Die Verantwortung für Lernen und Entwicklung muss verankert und strategisch vorangetrieben werden. Dafür wird die Personalentwicklungsabteilung trotz der vermehrten Betonung eigenverantwortlichen und arbeitsplatznahen Lernens als Hebel betrachtet. Als drei zentrale Anspruchsgruppen im Bereich der Personalentwicklung gelten die Personalentwicklungsabteilung, die Mitarbeitenden sowie die Führungskräfte (Corporate Learning Community, 2017, S. 37; Seufert, 2013, S. 244). Dies steht im Gegensatz zum Schulkontext, wo oftmals die typische Gliederung in die Rollen Lerner*in, Lehrer*in und Administration im Zentrum steht (T. Baker & Smith, 2019, S. 11; Holmes, Bialik & Fadel, 2019, S. 23; Keller, Baleis, Starke & Marcinkowski, 2019, S. 5). Die Forschungsfrage legt den Fokus gezielt auf die Berufsgruppe der Personalentwicklung/L&D-Professionals und weniger auf die Mitarbeitenden oder die Führungskräfte. Dies ist der Überzeugung geschuldet, dass Stand heute aus dieser Warte steuernde Elemente in die Organisation getragen werden können und beispielsweise Entscheide, ob und wie KI-basierte Lösungen zum Einsatz kommen und geprägt werden, von Seiten der Personalentwicklung gefällt werden können. Dennoch sei darauf hingewiesen, dass insbesondere Führungskräfte als zentrale Hebel zur Förderung von Lernen in Unternehmen diskutiert werden (Erpenbeck & Sauter, 2021, S. 297; Fandel-Meyer & Seufert, 2013, S. 443; Hart, 2020, S. 28; Meier, Bäcker & Seufert, 2018, S. 8; Weigert, Bruhn & Strenge, 2017, S. 330) und dass die Rolle

der Einzelperson im aufgezeigten Paradigma für Corporate Learning eine zentrale Rolle einnimmt (Hart, 2020, S. 14; Erpenbeck & Sauter, 2015, S. 6; van der Sluis, 2007, S. 103). Aus forschungsökonomischen Gründen können diese beiden Analyseeinheiten nicht auch noch aufgenommen werden, weshalb der Fokus auf den Rollen der L&D-Professionals verbleibt. Der Kontext der digitalen Transformation und die damit einhergehenden Veränderungen in Richtung eines breiteres Angebotsportfolios und der Förderung lebenslangen Lernens führen zu neuen Rollenanforderungen an L&D-Professionals. Das Zitat von Hart (2020) verdeutlicht dies:

„In der modernen Lern- und Entwicklungsfunktion geht es nicht mehr nur um die Konzeption, Durchführung und Verwaltung von Schulungsmassnahmen, sondern um die Ermöglichung und Unterstützung von kontinuierlicher Verbesserung, Lernen und Entwicklung. Dies erfordert daher eine andere Art von L&D-Spezialist*innen.“ (eigene Übersetzung; S. 29)

Ziel ist, den aktuellen Forschungsstand zum Thema ‚Rollen der Personalentwicklung mit Schwerpunkt Corporate Learning‘ aufzuzeigen. Diese Aufarbeitung dient als Ausgangslage zur Untersuchung, welche Facetten aufgrund eines KI-Einsatzes neu dazukommen respektive wie sich die Rollen von L&D-Professionals aufgrund eines KI-Einsatzes verändern.

Torraco und Lundgren (2020) werfen entsprechende Fragestellungen auf:

„Was ist also die Rolle der Personalentwicklung in einem Umfeld, in dem die Verantwortung für die Förderung des Lernens auf ein breites Spektrum von Führungsfunktionen und Rollen verteilt und integriert ist? Was tut die Personalentwicklung? Was ist eigentlich Personalentwicklung in diesem Umfeld? Wird Personalentwicklung, wie wir sie kennen, überhaupt noch gebraucht?“ (eigene Übersetzung; S. 41)

Die Autor*innen beantworten ihre Fragen mit Faktoren, die teilweise bereits in dieser Arbeit ausgeführt wurden (Torraco & Lundgren, 2020, S. 55–57):

- Lernpfade für selbstgesteuertes und erfahrungsbasiertes Lernen gestalten
- Business-Partner-Mindset
- Vertiefte Kenntnisse über die Arbeitsumgebung und Arbeitsinhalte der Zielgruppen
- Strategische Alignierung und Return-on-Investment-Orientierung

Die Aufzählung von Torraco und Lundgren (2020) liefert zentrale Hinweise für eine zeitgemässe Ausrichtung der Rollen von L&D-Professionals. Allerdings zeigt sie nur Ausschnitte und konzentriert sich zu wenig auf Rollen. Eine Rolle wird gemäss M.

Becker (2008) „[...] in der Soziologie als Bündel von Erwartungen beschrieben, das sich an das Verhalten des Inhabers einer Position richtet. Als Position bezeichnet man eine Stelle oder Funktion, die mit Rechten und Pflichten ausgestattet ist. Das Bündel von Erwartungen (Gesamtrolle) an die PE setzt sich aus den Einzelerwartungen (Rol-lensegmente) der verschiedenen Anspruchsgruppen (Mitarbeiter, Trainer, Unternehmensleitung etc.) und den Anforderungen der Position zusammen. Die Rolle ist also ein Komplex von Verhaltenserwartungen“ (S. 55). Eine Person kann mehrere Rollen inne-haben, eine Rolle kann aber auch auf verschiedene Personen aufgeteilt werden und ver-schiedene Aufgaben umfassen. Insbesondere die Grösse des Unternehmens wird als ent-scheidender Faktor betrachtet, welche Rollen L&D übernimmt und wie sie aufgeteilt sind. Die Rollendiskussion ist mithin stark vom Kontext abhängig (Meier, 2019d, S. 42) und wird in dieser Forschungsarbeit modellhaft vorgenommen. Auch Garavan et al. (2019, S. 7) stützen sich in ihrer Forschungsarbeit auf den Beizug von Rollen als Ana-lyseeinheit. Rollen sind flexibel, modular, basieren auf verschiedenen Kompetenzen und eignen sich aufgrund ihrer Aussagekraft mit gleichzeitig umsetzbarer Detailliertheit für die weiteren Forschungsschritte.

Klassische Rollen von L&D:

Als Standardrollen in der Personalentwicklung mit Fokus auf Corporate Learning gelten gemäss Hart (2019, S. 21) und Meier (2019d, S. 41): Trainer*in, E-Learning-Autor*in, LMS-Administrator*in oder Programm-Manager*in, Instruktor*in, Facilitator*in und Instructional Designer*in. Laut Garavan et al. (2019, S. 2) wurden die Konzentration auf das Liefern von Trainings und die starke Tendenz zu administrativen Tätigkeiten und dadurch die fehlende strategische Ausrichtung der Personalentwicklung bereits in den 1980er-Jahren kritisiert. Der Ruf nach strategisch relevanten Rollen, etwa HRD als strategischer Business Partner, wurde im 21. Jahrhundert laut. Auch das Spektrum an HRD-Rollen hat sich vergrössert. Somit reichen die hier aufgeführten klassischen Rol-len von L&D im Kontext der digitalen Transformation nicht mehr aus, um ein zukunfts-gerichtetes Corporate Learning zu gestalten.

Um die Forschungsfragen 1 und 3⁴ zu beantworten, sind zwei unterschiedliche Blick-winkel auf das Rollenthema erforderlich. Zum einen gilt es für Forschungsfrage 1, den

4

F1: Welche KI-basierten Systeme bieten welche Nutzenpotenziale im Kontext von Corporate Learning?

aktuellen Stand der Literatur zum Thema L&D-Rollen im Kontext der digitalen Transformation aufzuarbeiten. Anhand dieser Rollen kann danach geprüft werden, für welche dieser Rollen KI-basierte Lösungen eingesetzt werden könnten. Bei Forschungsfrage 3 interessiert, welche Anforderungen und Auswirkungen der Einsatz eines KI-basierten Systems auf die Rollen der Personalentwicklung hat. Die Vermutung liegt nahe, dass KI-basierte Systeme die Art und Weise des Arbeitens von L&D verändern. Die folgende Grafik visualisiert die Logik, anhand derer die Analyse aufgebaut wird.

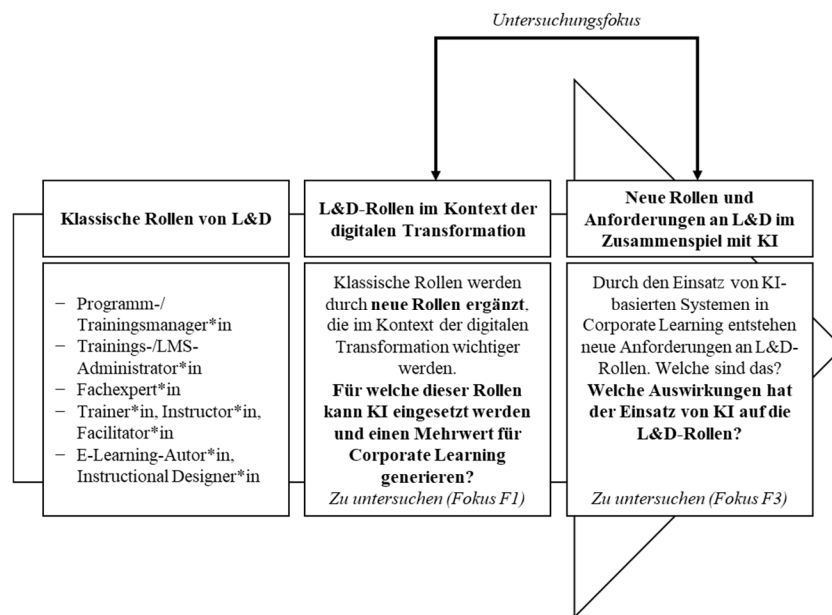


Abbildung 14: Untersuchungslogik zu Corporate-Learning-Rollen
(eigene Darstellung)

Folglich sind für den Fokus F1 Rollen zu identifizieren, die im Kontext der digitalen Transformation und mit Blick auf die beschriebenen Paradigmenwechsel und ein zukunftsgerichtetes Leistungsportfolio der Personalentwicklung bereits relevant sind oder absehbar relevant werden. Diese Identifikation erfolgt nachkommend. Als erster Schritt für diese Erkundung werden Rollenbeschreibungen zusammengetragen, die gezielt im Kontext der digitalen Transformation diskutiert werden und den aktuellen Stand der Personalentwicklungsforschung wiedergeben. Aufgrund der digitalen Transformation ist eine generelle Überprüfung der HRD-Rollen vonnöten, wie es in der Studie von Seufert, Guggemos, Meier und Helfritz (2020, S. 36) gefordert wird. Die Aufarbeitung zu den Rollen der Personalentwicklung unterliegt allerdings verschiedenen Herausforderungen. In der Literatur sind heterogene Rollenverständnisse aufzufinden (Fäckeler,

F3: Was bedeutet der Einsatz KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning für die Profession der Personalentwicklung?

2015, S. 22). Auch ist Forschung, die sich spezifisch den Rollen und Kompetenzen von L&D-Professionals widmet, laut Garavan et al. (2019, S. 11) eher selten. Dieser Mangel an einer vertieften Auseinandersetzung mit HRD-Rollen wird durch die aktuellen Veränderungen durch die digitale Transformation noch verstärkt. Die Arbeiten der Autor*innen Prof. Dr. Sabine Seufert und Dr. Christoph Meier werden nach der Sichtung verschiedener Literaturen als die umfassendste und aktuelle Zusammenstellung von Rollen von Corporate Learning im Kontext der digitalen Transformation betrachtet und dienen daher als Grundlage für die weiterführenden Forschungsschritte.

L&D-Rollen im Kontext der digitalen Transformation:

In ihrem Beitrag zu Corporate-(E-)Learning in Zeiten der digitalen Transformation stellen Meier, Bäcker und Seufert (2018, S. 17) verschiedene Rollen vor, die der Personalentwicklung im Kontext der digitalen Transformation zukommen. Diese Initialarbeit wurde in verschiedenen Studien vertieft und angereichert. Es handelt sich um eine der umfassendsten und aktuelle Auseinandersetzung mit den Rollen von L&D-Professionals im Kontext der digitalen Transformation. Die untersuchten Rollen bedeuten eine Erweiterung der klassischen Corporate-Learning-Anbieter*innen und harmonisieren ebenfalls mit dem bereits beschriebenen erweiterten Leistungsportfolio. In nachfolgender Darstellung sind die Rollen zusammengefasst:

Lern-Infrastruktur-Architekt*in, Service und Administration Planung und Gestaltung des technischen Ökosystems für die Unterstützung von Lehr- und Lernprozessen Beispiele: Lernplattformen, Kollaborations- und Autorenwerkzeuge sowie Schnittstellen zu verschiedenen internen und/oder externen, gegebenenfalls Cloud-basierten, Services.	Expert*in für Wissens- und Kompetenzdiagnostik Kenntnisse und Beratung von Programm- und Lernprozessverantwortlichen zu Methoden, Instrumenten und technischen Werkzeugen für die Wissens- und Kompetenzdiagnostik. Einsatzgebiete zeigen sich vor, während oder nach dem Lernprozess.	Kurator*in von Lernressourcen/ Lernmaterialien Suchen, Sichten, Bewerten, Kommentieren, Arrangieren und Verbreiten von internen und externen Lernressourcen und -materialien für ausgewählte Zwecke oder Zielgruppen, und damit Schaffung von Orientierung.	Moderator*in bzw. Community-Manager*in Begleitung von verschiedenen Arten von online, offline und hybriden, sowie synchronen und asynchronen Communities und Lern-Events
Designer*in immersiver Lernumgebungen Gestaltung von Lernumgebungen, welche das Eintauchen, Handeln und Erproben in Simulationen ermöglichen. Dazu gehören zunehmend 360-Grad-Video, Augmented-Reality und Virtual Reality Lernumgebungen.	Expert*in für Learning Analytics Zusammenführung und Aufbereitung verschiedener Daten für beispielsweise folgende Ziele: – Lernprozesse besser verstehen: Was machen erfolgreiche Lernprozesse aus? Wie können Lernmaterialien zielführender gestaltet werden? – Lernprozesse personalisieren: welche Empfehlungen eignen sich für wen?	Business Partner*in Unterstützung der Geschäftszieleerreichung durch: – Performance Consulting – Performance Support – Kompetenzentwicklung – Learning Value Management	Lernbegleiter*in Ermöglichen und Begleiten von selbstverantworteten (informellen) Lernprozessen. – Befähigung von Beschäftigten für selbstgesteuerten Lernaktivitäten – Unterstützung von durch Führungskräfte moderierten Lernprozessen im Arbeitsfeld
(Online-)Trainer*in und Entwickler*in/Anbieter*in/Autor*in von Angeboten Gestaltung, Umsetzung und Moderation von variantenreichen, oftmals technologieunterstützten Lernangeboten, virtuell, hybrid und physisch; je nach Inhalt in Zusammenarbeit mit Subject Matter Experts (SME) oder anderen internen und externen Kooperationspartnern	E-Coach Coaching auf Basis von digitalen Medien	Broker*in/Makler*in/Portfolio-Manager*in Vermittlung zwischen externen Anbietern & internen Kunden – Sichten und Finden – Passung prüfen & Auswählen – Verträge und Lizenzoptionen gestalten – Planen – Evaluieren	Ermöglicher*in Rahmenbedingungen und Lernkultur für die Arbeitswelt 4.0 und allgemein die digitale Transformation schaffen. Sichtbare und spürbare Massnahmen umsetzen, entsprechende Wervorstellungen, Haltungen und Einstellungen öffentlich vertreten. Für mehr Informationen zur Lernkulturentwicklung siehe Krapf (2019) oder Seufert und Meier (2016b)

Abbildung 15: L&D-Rollen im Kontext der digitalen Transformation

(eigene Darstellung in Anlehnung an Allianz-Studie, zit. in Meier, 2019d; Meier, Bäcker & Seibold, 2018; Meier, 2019b; Meier, Bäcker & Seufert, 2018, S. 17)

Bei der Untersuchung der Rollen von L&D-Professionals sind einige Aspekte zu berücksichtigen. Zunächst ist die Aufzählung idealtypisch und spiegelt nicht den aktuellen Stand der Praxis wider. Die Aufzählung befindet sich in einem Stadium zwischen Zielvorstellung und Realität. Die Rollen sind teilweise neu und es werden mehrere Schritte innerhalb einer längeren Zeitspanne notwendig sein, bis sich diese etabliert haben (Hart, 2020, S. 29). Garavan et al. (2019, S. 2) erläutern beispielsweise, dass sich der Ruf nach einer strategischeren Rolle der Personalentwicklung, zum Beispiel in Form des geforderten Business Partners, nach wie vor nicht flächendeckend durchgesetzt hat. Sie beschreiben den Fortschritt von L&D in Richtung einer strategischeren Rolle als bescheiden (Garavan et al., 2019, S. 73). Als Gründe für das Defizit werden mangelnder Geschäftssinn oder fehlende analytische, technologische und strategische Kompetenzen genannt. Die Vermutung liegt nahe, dass die Erreichung der teilweise neuen Rollen der Personalentwicklung noch höhere Ansprüche stellt. In Bezug auf die Rollen werden vermutlich klassische Rollen nicht gänzlich verschwinden, das Verhältnis wird aber anders aufgeteilt sein. Hart (2020, S. 25) geht davon aus, dass L&D-Professionals künftig weniger Zeit in die Entwicklung und Bereitstellung von Klassenraumtrainings und Online-Kursen investieren. Dafür wird der Ressourceneinsatz für das Kuratieren von Inhalten und Lernmöglichkeiten sowie die Begleitung von Führungspersonen und Mitarbeitenden in ihren Lernkompetenzen und Lernprozessen steigen. Daraus ist zu schliessen, dass die didaktische Aufbereitung von Inhalten zwar immer noch Relevanz besitzt, aber aufgrund der grösseren Vielfalt an Aufgaben und Rollen einer modernen Personalentwicklung eine unter vielen Aufgaben ist und nicht die zentrale Aufgabe per se. Ausserdem wird in der Literatur die Verschiebung vom Instructional Designer hin zum Experience Designer betont, was eine neue Perspektive aufwirft (EFMD, 2017, S. 27–28).

Die Zusammenstellung verdeutlicht weiter, dass die Rollen von L&D-Professionals in der digitalen Transformation breiter gefächert sind. Gleichsam sind aufgrund der Breite Spezialisierungen zu erwarten (Meier, Bäcker & Seufert, 2018, S. 17). Es erscheint unwahrscheinlich, dass eine Person allein sämtliche Rollen abdecken kann. Vielmehr veranschaulicht diese Übersicht eine Palette, die idealtypisch durch ganze Teams abgedeckt werden sollte. Je nach Situation sind dabei einzelne Rollen in der Quantität sowie Qualität und Professionalität stärker auszugestalten als andere. Notwendigkeit, Bedeutung und Ausgestaltung der Rollen werden sich je nach Kontext, beispielsweise Grösse eines Unternehmens, stark unterscheiden (Meier, 2019d, S. 41). Ob alle Rollen innerhalb einer Personalentwicklungsabteilung abgedeckt werden sollten oder sich die verschiedenen Rollen auf virtuelle Teams und verschiedene Stakeholder*innen verteilen lassen, ist Stand heute eine offene Frage. Agile Zusammenarbeitsmodelle lassen es immer

wahrscheinlicher wirken, dass Personalentwicklungsrollen künftig vermehrt dezentral verteilt und verantwortet werden können (Seufert, Meier & Spirgi, 2019, S. 54). Es liegt nahe, dass gewisse Rollen künftig vermehrt durch Externe abgedeckt werden, statt alle Rollen intern aufzubauen und weiterzuentwickeln (Meier, 2018a, S. 26). Zudem erscheint eine Erweiterung der L&D-Rollen auf andere zentrale Rollen wie die Lernenden, ihre Führungskräfte und sogenannte Subject Matter Experts (SME) sehr wahrscheinlich. Hier kommt L&D wiederum die Rolle zu, die anderen Rollen beispielsweise zum Kuratieren zu befähigen. Wie eine solche Rollenverteilung konkret aussehen könnte, übersteigt den Scope dieser Forschungsarbeit. Als Vereinfachung wird davon ausgegangen, dass die Rollen an Relevanz gewinnen und abgedeckt werden müssen, die Art und Weise der Rollenverteilung und Zusammenarbeitsmodelle von Personalentwicklungsabteilungen werden allerdings ausgegrenzt. Nachdem die Rollen von Personalentwicklung mit Fokus auf Corporate Learning im Kontext der digitalen Transformation aufgearbeitet wurden, werden sie in Hinblick auf KI-Spezifika näher betrachtet.

3.7 Corporate Learning und KI: Rollen und Kompetenzen

Bisher wurden die Rollen von Corporate Learning im Kontext der digitalen Transformation zusammengefasst, ohne auf spezifische Kompetenzen einzugehen, die für diese Rollen in einem direkten Zusammenhang mit KI nötig sind. Dies soll hier aufgegriffen werden. Es wird auf Kompetenzen für die Personalentwicklung fokussiert, die in direktem Zusammenhang mit dem Einsatz von KI stehen und in der Literatur entsprechend genannt werden. Allenfalls werden so auch neue Rollen identifiziert, die die bisherige Auswahl ergänzen. In wenigen Rollen- und Kompetenzdiskussionen, die im Kontext von Corporate Learning geführt worden sind, fließt der KI-Aspekt bereits ein. Stand heute setzen sich nur wenige Studien gezielt mit Rollen und Kompetenzen von Corporate Learning in Kombination mit KI auseinander. Eine gezielte und vertiefte Auseinandersetzung, welche spezifischen Anforderungen durch einen KI-Einsatz auf die Rollen der Personalentwicklung treffen, ist erst punktuell in der wissenschaftlichen Literatur auffindbar. Gemäss Gross (2021, S. 216) sind auch keine wissenschaftlich validierten Kompetenzmodelle bekannt, welche KI-Spezifika mit HR-Rollen thematisieren. Der Forschungsstand wird nachfolgend zusammengefasst und als Grundlage für die Beantwortung der Forschungsfrage 3 herangezogen.

Drei zentrale Quellen, die sich mit dieser neuen Schnittstelle befassen, sind die Studie von Seufert, Guggemos, Meier und Helfritz (2020) mit dem Titel ‚Digitale Kompetenzen von Personalentwicklern‘, eine Untersuchung von Harrison et al. (2020) zu Rollen

und Praktiken von HRD im Zusammenhang mit Machine Learning und eine Zusammenstellung von Gross (2021) zu auf KI-ausgerichtete HR-Rollen. Eine andere Annäherungsmöglichkeit an das Thema bieten zudem vielzitierte Quellen aus der Managementliteratur. So stellen DFKI und Bitkom (2017, S. 168) Rollen für Arbeitnehmende als Kolleg*innen einer KI vor. Diese lassen sich sinngemäss auch auf die Personalentwicklung übertragen. Ferner geben die Fusion Skills nach Daugherty und Wilson (2018), die von Meier et al. (2021) in den Personalentwicklungskontext übertragen werden, relevante Hinweise, welche Kompetenzen im Zusammenspiel von Mensch und Maschine gefragt sind. Diese Quellen verkörpern pragmatisch den aktuellen Forschungsstand an der spezifischen Schnittstelle zwischen Kompetenzen von L&D-Professionals und KI. Es wird auf die Ausführung von Quellen, beispielsweise das DigCompEdu-Framework (Redecker, 2017), verzichtet, die digitale und soziale Grundkompetenzen von Personalentwicklungs- und Bildungsspezialist*innen thematisieren. Diese werden bei der vorliegenden Diskussion vorausgesetzt. Die ausgewählten Quellen werden als Basis für die weiterführenden Forschungsschritte zusammengetragen und geben so den aktuelle Forschungsstand wieder.

In ihrer Untersuchung ‚Auf dem Weg zur digital lernenden Organisation – Kompetenzen für die Personalentwicklung. Reifegrad, Strategien und Kompetenzen in der Personalentwicklung 2020‘, die in einem jährlichen Rhythmus seit 2018 erhoben wird, legen Seufert, Guggemos, Meier und Helfritz (2020) ein Modell zugrunde, das die Personalentwicklung auf drei verschiedenen Stufen erfasst:

Stufe 1: Kompetenzen im Zusammenhang mit der digitalen Transformation und KI-basierten Systemen auf Ebene der einzelnen L&D-Professionals, die in Tabelle 8 dargestellt werden:

Tabelle 8: Untersuchungsmodell der scil-/DGFP-Studie zu KI-Kompetenzen
(eigene Darstellung in Anlehnung an Seufert, Guggemos, Meier & Helfritz, 2020, S. 9)

Anforderungssituation	Professionswissen	Instrumentelle Fertigkeiten	Einstellungen
Digitale Transformation von L&D gestalten	L&D-relevantes Wissen: – Wissen zu fortschrittlicher Digitalisierung (Data, Analytics, KI, Bots etc.) – Wissen über die Anwendung von Verfahren und Instrumenten	„Soft Skills“ – Umgang mit digitalen Informationen – Erstellen, Teilen digitaler Inhalte – Zusammenarbeit mit digitalen Tools – Netiquette	Positive Einstellungen – Spass und Freude an Digitalisierungsthemen – Mehr Vorteile als Nachteile sehen Negative Einstellungen – Angst, überflüssig zu werden – Angst vor Überforderung
Digitale Transformation der Organisation mitgestalten	Interaktions-/Beratungs- und Organisationswissen: – Entwicklung digitaler Kompetenzen – Agile Führungssysteme – Change Management	„Hard Skills“ – Lösung technischer Probleme – Schutz von digitalen Geräten – Programmieren	

Stufe 2: Fähigkeiten im Zusammenhang mit der digitalen Transformation und KI-basierten Systemen auf Ebene der Personalentwicklungsfunktion und -profession:

- Augmentation statt Substitution als Leitmotiv
- Augmentationsstrategien als Handlungsoptionen für L&D

Stufe 3: Fähigkeiten in Bezug auf die Unterstützung der digitalen Transformation und des Lernens durch L&D auf Organisationsebene:

- Hohe Priorität von Digitalisierung bei L&D-Verantwortlichen
- Klar formulierte Digitalisierungsstrategie
- Klares Konzept zur Förderung digitaler Kompetenzen bei Mitarbeitenden
- Tiefgreifende Veränderungen bei Leistungen und Prozessen

Diese Zusammenstellung liefert Hinweise, welche Kompetenzen und Aufgaben für L&D-Professionals im Zusammenhang mit KI als besonders relevant erscheinen. Gleichwohl wird davon ausgegangen, dass diese Kompetenzen durch weitere Untersuchungen ausdetailliert und möglicherweise ergänzt werden können. Die Studie untersucht Reifegrad, Strategien und Kompetenzen in der Personalentwicklung im Kontext der digitalen Transformation. Die Ergebnisse von 170 befragten Personen aus der Personalentwicklung im DACH-Raum im Jahr 2020 zeigen, dass die Grundhaltung von

Personalentwickler*innen gegenüber der Digitalisierung positiv ist, indes noch wenige Kenntnisse in Bezug auf die fortgeschrittene Digitalisierung und somit KI-Lösungen und entsprechende Strategien oder Umsetzungen vorhanden sind (Seufert, Guggemos, Meier & Helfritz, 2020, S. 15–16). Gemäss der Längsschnittstudie, die seit 2018 jährlich erhoben wird, ist der Kenntnisstand von Personalentwickler*innen bezogen auf KI im Jahr 2020 nach wie vor gering (Seufert, Guggemos, Meier & Helfritz, 2020, S. 18). Die Autor*innen formulieren folgende neun Handlungsempfehlungen für die Personalentwicklung Seufert, Guggemos, Meier und Helfritz (2020):

1. „Vernetzung mit internen/externen Experten, um gemeinsam eine Digitalisierungsstrategie zu erarbeiten
2. Neue Wege gehen und eigene Rolle hinterfragen
3. Nutzen von Digitalisierung und digitale Kompetenzen ‘greifbar’ machen
4. Mit kleinen Veränderungen starten und Schritt für Schritt Kompetenzen aufbauen
5. Beidhändig agieren: Neben Kerngeschäft mit Augmentationsstrategien die Entwicklungsrichtung ändern
6. Bisherige Rollen und Profilbildung auf den Prüfstand stellen
7. Partnerschaften, Netzwerke und Ökosysteme entwickeln
8. Verständnis für Technik, IT und Software entwickeln, insbesondere durch Ausprobieren
9. Die Kompetenz im Bereich Change-Management nutzen, um die digitale Transformation der eigenen Profession und des Unternehmens voranzutreiben.“ (S. 3)

Die hier vorliegende Arbeit nimmt insbesondere die Handlungsempfehlungen Nummer drei und sechs für die weiterführenden Forschungsschritte auf. Eine weitere Informationsquelle zu Rollen und Kompetenzen im Zusammenhang mit KI-basierten Systemen bieten Harrison et al. (2020) mit ihrem Beitrag zu *Redefining HRD Roles and Practice in the Machine Learning Revolution*. Die Autorschaft befragt und analysiert gemäss ihren Aussagen eine kleine, aber einflussreiche Auswahl an neun Senior-L&D-Professionals multinationaler oder grosser Organisationen des öffentlichen Sektors. Sie stellen fest, dass wenig fundierte Praxiserfahrung besteht und die Ausführungen mehr spekulativ sind und auf Annahmen beruhen (Harrison et al., 2020, S. 161). Auch drehen sich die Erkenntnisse eher um die erstrangigen Veränderungen der Mitarbeitenden und Organisationen und welche Rolle L&D zu dieser Unterstützung beitragen kann. Bezeichnend ist, dass die Perspektive, wie L&D selbst KI zur Problemlösung nutzen könnte, nicht aufgekommen ist. Dennoch ergeben sich aus der Studie folgende Merkmale, die für das vorliegende Forschungsinteresse als Grundlage aufgenommen werden können.

Es wird insbesondere darauf hingewiesen, dass sich L&D-Professionals technisches Grundwissen und insbesondere Grundlagenkenntnisse im Bereich Data Science aneignen sollten, um mit Entwickler*innen KI-basierter Lösungen diskutieren und entsprechende Anwendungen mitprägen zu können (Harrison et al., 2020, S. 155). Insbesondere die Expertise von L&D-Professionals zu Lernprozessen und Lerntheorien könnte für die Entwicklung KI-basierter Systeme nutzbringend sein (Harrison et al., 2020, S. 149). Zudem wird die spekulative Frage aufgeworfen, ob L&D-Professionals künftig auch für die Kompetenzentwicklung von Maschinen zuständig sein werden (Harrison et al., 2020, S. 161). Gemäss den Aussagen der Studien sind L&D-Spezialisten Stand heute selten in die Entwicklungsprozesse KI-basierter Systeme involviert (Harrison et al., 2020, S. 154). Dies wird jedoch als künftig relevant betrachtet, da L&D so insbesondere auch auf ethische Aspekte Einfluss nehmen kann. Mitsprache und Mitprägung in ethischen Aspekten werden als eine weitere relevante Kompetenz für L&D im Zusammenhang mit KI-basierten Systemen genannt (Harrison et al., 2020, S. 157). Ferner werden zentrale Rollen von zukunftsgerichtetem Corporate Learning wie bei der Studie von Seufert, Guggemos, Meier und Helfritz (2020) in Change Management und Kompetenzentwicklung gesehen.

Eine weitere Informationsquelle zu möglichen Rollen und Kompetenzen von L&D-Professionals bietet die Zusammenstellung von Gross (2021, S. 218) zu *Kompetenzprofilen von HR Managern im KI-Zeitalter*. Die Zusammenstellung ist nicht wissenschaftlich validiert, bietet aber eine ausführliche Kompetenzdarstellungen in direktem Bezug mit KI für den HR-Bereich und ist demnach auch für L&D-Professionals relevant. Das Modell bezieht sich auf die individuelle Kompetenzebene eines HR-Managers und stützt sich auf das bekannte HR-Rollenmodell von D. Ulrich (1996). Der Schwerpunkt liegt gemäss dem entwickelten Modell auf den beiden Rollen ‚Strategische*r Partner*in‘ und ‚Change Manager*in‘. Weiter werden, beruhend auf der Dynamic-Capability-Theorie, die Aktivitäten ins Zentrum des Kompetenzmodells gerückt. Der Autor weist darauf hin, dass das Modell eine Illustration ist und nicht vollständig sei (Gross, 2021, S. 218).

Übergreifender Bereich der KI-Kompetenz		
Allgemeine KI-Kompetenz = Kompetenz bei der Nutzung von KI-Anwendungen im Kontext des Personalmanagements		
Personalverantwortliche sollten über grundlegende Programmierkenntnisse verfügen	HR-Manager*innen sollten in der Lage sein, verschiedene KI-Funktionen zu klassifizieren	
Strategische Kompetenz = Kompetenz zur Entwicklung und Umsetzung vorteilhafter strategischer KI-Optionen für die Personalabteilung		
Personalleiter*innen sollten in der Lage sein, Strategieinstrumente zu nutzen	HR-Manager*innen sollten in der Lage sein, Personallösungen strategisch auszurichten	
Kommunikationskompetenz = Kompetenz, den Einsatz von KI-Anwendungen wertschätzend, authentisch, feedbackorientiert und einfühlsam zu kommunizieren		
HR-Manager*innen sollten in der Lage sein, KI-Ziele authentisch zu kommunizieren	HR-Manager*innen sollten andere mit Respekt behandeln	
Ethische Kompetenz = Kompetenz, mit Hilfe von Wissen und Ethos eine begründete "gute" Entscheidung zur Nutzung von KI-Anwendungen zu treffen		
HR-Manager*innen sollten ethische Fragen beim Einsatz von KI diskutieren	HR-Manager*innen sollten ethische Tugenden im HRM etablieren	

Erkennen von KI-Kompetenz	Nutzung der KI-Kompetenz	Neukonfiguration der KI-Kompetenz
Trend Scouting	Statistik	Leadership
Kompetenz zur Bewertung der Bedeutung neuer KI-Entwicklungen für das Personalmanagement	Kompetenz, Informationen in ein komplexes Wirkungsgefüge zu integrieren und Handlungsoptionen abzuleiten	Kompetenz, Mitarbeitende von den Vorteilen von KI-Anwendungen zu überzeugen und sicherzustellen, dass KI-Ziele in Ergebnisse umgesetzt werden
Die Personalleitung sollte...	Die Personalleitung sollte...	Die Personalleitung sollte...
...über Marktforschungskenntnisse verfügen ... Instrumente der Technologievorausschau anwenden können	... Muster erkennen und modellieren ... Schlussfolgerungen aus Big Data in Verbindung mit multivariater Analytik ziehen	... produktive KI-Anwendungen mit Vertrauen und Integrität implementieren ... Mitarbeitende zur Interaktion mit KI motivieren
Technologietransfer	Unternehmertum	Transformation
Kompetenz zur Übertragung von KI-Anwendungen aus anderen Anwendungsbereichen auf das Personalmanagement	Entscheidungskompetenz und unternehmerisches Handeln im Hinblick auf KI-Anwendungen	Kompetenz zur Gestaltung organisatorischer und persönlicher Veränderungsprozesse beim Einsatz von KI-Anwendungen
Die Personalleitung sollte...	Die Personalleitung sollte...	Die Personalleitung sollte...
... die Fähigkeit haben zu verallgemeinern ... in der Lage sein, vorausschauende Zweck-Mittel-Abwägungen zu treffen	... in der Lage sein, Personallösungen unter dem Gesichtspunkt der Wertschöpfung zu konzipieren ... sich als Unternehmer*in verstehen und Entschlusskraft zeigen	... günstige Bedingungen für Selbstorganisation schaffen ... KI-Kompetenzen bei den Mitarbeitenden entwickeln
Design Thinking	Vernetzung	Agilität
Fachwissen zum Verständnis der Bedürfnisse von KI und Nutzenden und zur Entwicklung innovativer HR-Lösungen	Kompetenz zur Entwicklung von KI-Anwendungen in interdisziplinären Netzwerken	Fähigkeit, flexibel auf Veränderungen beim Einsatz von KI-Anwendungen zu reagieren
Die Personalleitung sollte...	Die Personalleitung sollte...	Die Personalleitung sollte...
... ein hohes Mass an Empathie haben ... KI-Prototypen schnell entwickeln, testen und optimieren	... Spass mit Kontakten aus anderen Funktionen haben ... in der Lage sein, mit Technik-"Nerds" zu kommunizieren	... die agilen Werte verinnerlicht haben ... in der Lage sein, agile Methoden anzuwenden

Abbildung 16: Kompetenzprofil für HR-Manager*innen im Zusammenhang mit KI
(eigene Darstellung in Anlehnung an Gross, 2021, S. 218)

Gross (2021, S. 218) betont, dass nicht die Meinung vertreten werde, dass jeder HR-Manager alle Kompetenzen auf dem höchstmöglichen Leistungsniveau zu erfüllen hat. Das Modell ist eine idealtypische Darstellung, die stark vom jeweiligen Kontext abhängig ist. Auch liegt die Vermutung nahe, dass bestehende HR-Manager*innen nicht alle Kompetenzen selbst abdecken können, sondern durch Kooperationen das Bündel an notwendigen Kompetenzen erfüllt wird.

*Rollen für Arbeitnehmende als Kolleg*innen einer KI:*

DFKI und Bitkom (2017, S. 168) gehen davon aus, dass die Relevanz der folgenden Rollen zunimmt. Die hier beschriebenen Rollen sind zusätzlich zu den technischen Rollen wie KI-Konstrukteur*innen (Programmierer*innen) und KI-Betreiber*innen (Systemadministrator*innen) formuliert und erfordern nicht zwingend fundierte technische Kenntnisse (DFKI & Bitkom, 2017, S. 166). Diese Rollen eignen sich folglich potenziell für L&D-Professionals.

Tabelle 9: Rollen für Arbeitnehmende als Kolleg*innen einer KI
(eigene Darstellung in Anlehnung an DFKI & Bitkom, 2017, S. 166–168)

KI-Controller*in	Ein*e KI-Controller*in überprüft die korrekte Funktionsweise einer oder mehrere KIs im laufenden Betrieb und schreitet bei offensichtlichen Fehlfunktionen oder Gefahr eines Verzugs direkt ein.
KI-Fachkraft	Eine KI-Fachkraft erfüllt im selben Arbeitsprozess wie eine KI die Aufgaben, zu deren Ausführung eine KI nicht selbstständig fähig ist. Hierbei findet von Seiten der KI eine explizite Übergabe an den*die menschliche*n Kolleg*in statt, sobald die KI an ihre Grenzen gerät. Diese Form von Übergaben ist z. B. bereits aktuell in bestimmten Kundensupport-Szenarien zu sehen, werden sich aber zukünftig auf weitere Bereiche der Kundeninteraktion ausweiten.
KI-Trainer*in	Ein*e KI-Trainer*in wirkt bei der Entstehung und Verbesserung bestimmter KIs im laufenden Betrieb mit. Im Gegensatz zum*zur KI-Controller*in hat der*die KI-Trainer*in im Regelbetrieb eine aktive Aufgabe gegenüber der zu betreuenden KI und vermittelt ihr für Menschen leicht erfassbares Wissen. Für eine KI, die beispielsweise im Kontext betrieblicher Prozesse eingesetzt wird, würde ein*e KI-Trainer*in der KI sowohl initial als auch fortlaufend die sich verändernden Geschäftsprozesse beibringen, inkl. dem Unterschied zwischen legitimen Ausnahmesituationen und Fehlerszenarien.
KI-Übersetzer*in	Ein*e KI-Übersetzer*in fungiert als Bindeglied zwischen den menschlichen Akteur*innen eines Unternehmens und einer oder mehreren betrieblichen KIs. Die Übersetzung erfolgt in beide Richtungen, sprich in Form von Unterstützung bei der Formulierung von Anfragen und Aufgaben an die KI bzw. bei der Erläuterung und Einordnung von der KI erstellten Ergebnissen. Diese Stelle erfordert eine spezielle Qualifikation, da sie sowohl Wissen über die Funktionsweise der konkreten

	KI als auch bezüglich des betrieblichen Kontextes erfordert. Als Beispiel kann man sich eine*n typische*n KI-Übersetzer*in in einem Szenario vorstellen, in dem eine KI automatische Datenanalysen durchführt und die Analyseergebnisse dann für menschliche Entscheidungsträger*innen verständlich gemacht werden müssen.
KI-Manager*in	Ein*e KI-Manager*in zeichnet für die optimale Aufgabenverteilung zwischen Mitarbeitenden und eingesetzten KIs verantwortlich. Dies beinhaltet die ursprüngliche Aufgabendefinition der KI, aber auch die kontinuierliche Überwachung und eventuelle Weiterentwicklung der Aufgabenverteilung zwischen Mensch und Maschine. Auch diese Stelle erfordert eine spezielle Qualifikation, da hier insbesondere Fachwissen über aktuelle und zukünftige technische Möglichkeiten aufseiten der KI erforderlich ist.

Neben den generisch beschriebenen Rollen, die sich auf L&D-Professionals übertragen lassen, werden unter Fusion Skills Kompetenzen veranschaulicht, die im Zusammenhang mit KI-basierten Systemen und im Rahmen der Mensch-Maschine-Interaktion als zentral erachtet werden. Diese Kompetenzen werden als besonders relevant begriffen, um die fehlende Mitte (engl. The Missing Middle) (siehe Unterkapitel 5.2) optimal ausfüllen zu können:

Fusion Skills:

Die Fusion Skills nach Daugherty und Wilson (2018) sind Kompetenzen, die in der Interaktion zwischen Mensch und Maschine eine besondere Bedeutung besitzen. Durch die Fusion Skills gelingt das Zusammenspiel besser und generiert einen höheren Mehrwert. French (2020) fasst, basierend auf den Ausführungen von Daugherty und Wilson (2018), die Fusion Skills wie folgt zusammen:

1. Zwischenmenschliche Interaktionen: Neugestaltung von Geschäftsprozessen mit KI-Unterstützung, um mehr Zeit für eindeutig menschliche Aufgaben wie Kreativität, kritisches Denken, Kollaboration, Kommunikation oder Entscheidungsfindung zur Verfügung zu haben.
2. Verantwortungsvolle Gestaltung des KI-Einsatzes: Reflexion in Bezug auf Auswirkungen auf Einzelpersonen, Unternehmen und die Gesellschaft.
3. Entscheidungsübernahmen: Die Fähigkeit, eine Entscheidung zu treffen, wenn die Maschine an ihre Grenzen stösst. Die Maschine informiert in solchen Fällen den Menschen, wo Leitplanken aufgestellt und Anomalien untersucht oder vermieden werden sollten.
4. Intelligentes Abfragen: Abfragen KI-basierter Systeme zielgerichtet vornehmen, um die benötigten und aussagekräftige Erkenntnisse zu erhalten.

5. Die Erweiterung der eigenen Fähigkeiten: Durch die Zusammenarbeit mit KI die eigenen menschliche Fähigkeiten erweitern.
6. Ganzheitliche Verschmelzung: Entwicklung und Optimierung der Modelle von KI-basierten Systemen und der mentalen Modelle, die die Ergebnisse der Zusammenarbeit verbessern.
7. Wechselseitige Weiterbildung mit KI-basierten Systemen angehen, aus den Erfahrungen lernen und diese entsprechend anwenden und weiterentwickeln.
8. Unermüdliche Neugestaltung: Neue Prozesse und Geschäftsmodelle von Grund auf entwickeln, anstatt alte Prozesse lediglich zu automatisieren.

Grundlegend sind zudem die Offenheit von Entscheidungsträger*innen und Anspruchsgruppen, überhaupt KI-basierte Systeme einzusetzen, eine experimentierfreudige und technologieaffine Haltung sowie die Fähigkeit und Bereitschaft, Prozesse im Zusammenhang mit KI-basierten Systemen neu zu denken und sie zu gestalten (Daugherty & Wilson, 2018, zit. in Meier et al., 2021, S. 82).

Die Ansätze zur Beschreibung von Rollen und Kompetenzen von L&D-Professionals im direkten Zusammenhang mit KI-basierten Systemen werden gegen Ende des Unterkapitels 3.8 als Ausgangslage für die weiterführenden Forschungsschritte zusammengefasst.

3.8 Corporate Learning als Task

Ziel dieses Theoriekapitels zu Corporate Learning war es, eine Operationalisierung von Corporate Learning im Kontext der digitalen Transformation zu erarbeiten. Diese wird als Grundlage für die Analyse des Task-Technology-Fits zwischen Corporate Learning und KI-basierten Systemen verwendet. Die Erarbeitung sollte ermöglichen, die Reichhaltigkeit von Corporate Learning für die Analyse widerzuspiegeln. Nachfolgende Abbildung 17 zeigt, wie dies für diese Forschungsarbeit gelöst wird. Sie nimmt explizit die verschiedenen Lernformen aus dem zukunftsgerichteten Leistungsportfolio sowie zentrale Prozessschritte und zentrale Rollen von L&D-Professionals im Kontext der digitalen Transformation auf. Im Mittelpunkt steht das Ziel der Ermöglichung von individueller Kompetenzentwicklung von Mitarbeitenden. Inhalte können dabei fachspezifisch, aber auch überfachlich sein. Ein besonderer Schwerpunkt liegt dabei auf der Förderung sogenannter Future Skills, zu denen insbesondere digitale Kompetenzen und Lernkompetenzen gehören. Dabei gelten die Ausführungen zu den Kontrastchiffren und die Ermöglichungsdidaktik als normative Orientierung.

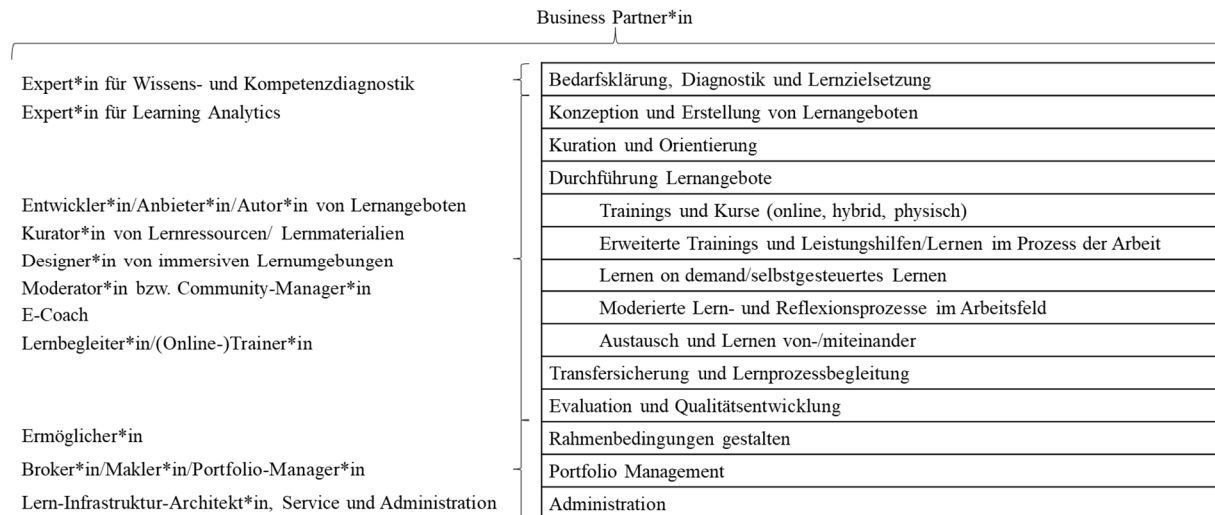


Abbildung 17: Operationalisierung der Task-Seite (Corporate Learning)
(eigene Darstellung)

Neben der Operationalisierung der Task-Seite wurde in diesem Kapitel auch normative und strategische Grundlagen formuliert, die in die Beurteilung eines möglichen Task-Technology-Fits einfließen. Dazu gehören insbesondere die normative Orientierung an den Kontrastchiffren, die Ermöglichungsdidaktik als leitende Theorie sowie die Betonung der Relevanz informellen Lernens und arbeitsplatzbezogenen Lernens im Rahmen von Corporate Learning. Diese Grundlagen werden durch normative und strategische Grundlagen aus Perspektive der Technology ergänzt und im Synthese-Kapitel 9 dieser Monografie zusammengefasst und dargestellt.

Die vorherige Darstellung zur Operationalisierung der Task-Seite wird insbesondere zur Beantwortung der Forschungsfrage 1 zu Anwendungen und Nutzenpotenzialen KI-basierter Systeme im Bereich Corporate Learning herangezogen. Zur Beantwortung der Forschungsfrage 3 fungiert folgende Darstellung als Grundlage:

Tabelle 10: Rollen von L&D-Professionals in Kombination mit KI

(eigene Darstellung in Anlehnung an Daugherty & Wilson, 2018; DFKI & Bitkom, 2017; Gross, 2021; Harrison et al., 2020; Seufert, Guggemos, Meier & Helfritz, 2020)

Rollen	
–	KI-Controller*in
–	KI-Fachkraft
–	KI-Trainer*in
–	KI-Übersetzer*in
–	KI-Manager*in
–	KI-Fachentwickler*in (Fachseite abdecken)
Aufgaben	
–	Entscheidungen und Auswirkungen des KI-Einsatzes kommunizieren
–	Entwicklung und Wartung KI-basierter Lösungen diskutieren und mitprägen, insbesondere durch fachliche und ethische Beiträge

– KI-basierte Lösungen nutzen – Strategische Entscheidungen über den Einsatz KI-basierter Systeme treffen
Kompetenzen – Agilität, agile Führungssysteme – Design Thinking – Einstellungen: positive und konstruktive Grundhaltung – Entrepreneurship – Ethik – Expertise zu Lernprozessen und Lerntheorien zur Entwicklung und Anwendung KI-basierter Systeme – Fusion Skills (zwischenmenschliche Interaktionen, verantwortungsvolle Gestaltung des KI-Einsatzes, Entscheidungsübernahmen, intelligentes Abfragen, Erweiterung der eigenen Fähigkeiten, ganzheitliche Verschmelzung, wechselseitige Weiterbildung, unermüdliche Neugestaltung) – Kompetenzentwicklung von Mitarbeitenden – Leadership – Netzwerken, vernetztes Denken, Entwickeln und Arbeiten in inter- und multidisziplinären Teams – Technisches Grundwissen (Soft Skills und Hard Skills) und insbesondere Grundlagenkenntnisse im Bereich Data Science und Statistik vorweisen können – Transformation und Change Management – Trend Scouting, Wissen zu fortgeschrittener Digitalisierung (Data, Analytics, KI, Bots etc.)

Die hier zusammengefassten theoretischen Grundlagen bilden den Ausgangspunkt, um KI im Personalentwicklungskontext fundiert untersuchen und das Wissen dazu erweitern zu können. Neben der Erstellung des theoretischen Bezugsrahmens zu Corporate Learning ist ebenfalls ein theoretischer Bezugsrahmen zu KI notwendig. Dieser wird im kommenden Kapitel erstellt.

4 Technology: Künstliche Intelligenz [KI]

Um Fragen wie ‚Ist Künstliche Intelligenz möglich?‘, ‚Wie erstelle ich eine Künstliche Intelligenz?‘ und ‚Wird uns Künstliche Intelligenz helfen?‘ beantworten zu können, sind eine Definition und Spezifikation des Begriffs der KI notwendig (P. Wang, 2019, S. 28). Wie P. Wang (2019, S. 28) betont, können die Antworten auf die gestellten Fragen je nach KI-Verständnis unterschiedlich ausfallen. Entscheider*innen in Wissenschaft und Praxis müssen KI in ihren Grundzügen begreifen (Bitkom, 2018, S. 12). Dieses Kapitel dient dazu, den weitgefassten und unscharfen Begriff für das bestehende Forschungsinteresse einzugrenzen und die Technology-Seite der TTFT zu konzeptualisieren. Damit soll das Thema besser greifbar, diskutierbar und untersuchbar gemacht werden. Ziel ist, eine Arbeitsdefinition zu schaffen, die sich spezifisch für die Diskussion und Untersuchung von KI im Personalentwicklungskontext mit Fokus auf Corporate Learning eignet. Sie soll möglichst auf bestehenden Konzepten und Definitionen beruhen, aber die

Eigenheiten des PE-Kontextes berücksichtigen. Dass der Kontext bei der Untersuchung von KI eine Rolle spielt und somit auch bei der Entwicklung eines diesbezüglichen Verständnisses mitbetrachtet werden sollte, wird beispielsweise von SBFI (2019, S. 12) untermauert. Die Herausforderungen und die Eingrenzung des Begriffs können sich je nach Kontext unterscheiden. Eine Arbeitsdefinition zeichnet sich dadurch aus, dass sie für ein Forschungsvorhaben entwickelt wird, um dieses zielgerichtet und in einem klar definierten Scope durchzuführen. Sie hat präskriptiven Charakter, da sie eine spezifische Verwendung eines Begriffs für den angedachten Kontext vorschlägt, und ist weniger eine reine deskriptive Zusammenfassung aller bestehenden Auffassungen. Ob die Arbeitsdefinition von der Forschungs-Community aufgenommen wird und allmählich zu einer allgemeinen Meinung führt, kann nicht vollständig beeinflusst werden und zeigt sich erst im Laufe der Zeit. Die Arbeitsdefinition sollte so simpel wie möglich, dennoch exakt und von handlungsleitender Natur sein (P. Wang, 2019, S. 3). Eine Schwierigkeit einer zielführenden Arbeitsdefinition zu KI im Personalentwicklungskontext bildet das Spannungsfeld zwischen der Breite und Enge der Definition. Wird die Arbeitsdefinition zu eng gefasst, können relevante Erkenntnisse und Beziehungen wegfallen und sie würde den heutigen Sprachgebrauch beschneiden. Dies wäre angesichts des explorativen Vorgehens nicht zweckmässig. Wird die Arbeitsdefinition zu breit gefasst, ist die Abgrenzung zu herkömmlichen Computern und Technologien nicht mehr möglich. Die Untersuchung würde zu unscharf werden und kaum neue Erkenntnisse bedingen (P. Wang, 2019, S. 16).

Um die angestrebte Arbeitsdefinition von KI für Corporate Learning zu erreichen, wird in diesem Kapitel eine systematische Dekonstruktion des KI-Begriffs vorgenommen. Die Zielgruppe der Arbeitsdefinition liegt auf Personen, die sich wissenschaftlich oder in der Praxis mit Personalentwicklung beschäftigen. Aufgrund des sozialwissenschaftlichen Hintergrunds dieser Dissertation wird hierfür auf managementorientierte KI-Literatur referenziert. Ein technischer Tiefgang und Präzision sind weniger angestrebt als die Schaffung eines ganzheitlichen, technisch groben und doch differenzierten Verständnisses. Ziel ist auch keine rein wissenschaftliche Abhandlung, sondern die Synthese verschiedener geeigneter Literaturquellen, um ein für Corporate Learning handlungsleitendes Verständnis von KI zu erarbeiten.

Zur Erreichung der beschriebenen Ziele ist das Kapitel zur KI wie folgt aufgebaut:

- Kurzer Beschrieb zur Historie der KI
- Herleitung einer übergeordneten Definition und Spezifizierung der zentralen Aspekte zu KI für das vorliegende Forschungsvorhaben

- Herleitung von Hilfestellungen zur Beurteilung der Eignung KI-basierter Systeme für Anwendungen im Unternehmenskontext
- Kategorisierung typischer KI-Systeme
- Zentrale Diskussionspunkte, die im Fit-Teil der TTFT für den Corporate-Learning-Kontext durch die verschiedenen Studien weiterentwickelt werden und die es für die Untersuchung von Anwendungen und Nutzenpotenzialen spezifisch zu beachten gilt
- Operationalisierung der Technology-Seite als Grundlage für die weiterführenden Forschungsschritte

4.1 Historie von KI

Bevor eine Definition erfolgt, soll zunächst die Historie von KI im Allgemeinen und spezifisch im Bildungskontext kurz beleuchtet werden. Dies verhilft nicht direkt zur angestrebten Theoriegenerierung, erscheint aber zur Herstellung eines übergeordneten Verständnisses ausschlaggebend. Die ‚Geburtsstunde‘ des KI-Forschungsgebiets veranschaulicht, dass das Thema KI nicht neu ist, da diese bereits in den 1950er-Jahren verortet ist. Der Begriff der KI wurde im Rahmen des ‚Summer Research Project on Artificial Intelligence‘ an der Dartmouth Conference von 1956 eingeführt (Buxmann & Schmidt, 2019, S. 3; International Electrotechnical Commission [IEC], 2018, S. 14). Das Thema hat verschiedene Phasen durchlaufen. Neben signifikanten Fortschritten weist die Geschichte von KI auch sogenannte KI-Winter auf, in denen das Thema zwischenzeitlich an Relevanz verloren hat. Hohe Erwartungen, die in das Thema KI investiert wurden, wurden in der Vergangenheit enttäuscht (Hildesheim & Michelsen, 2019, S. 119). Döbel et al. (2018, S. 16) nennen als Hauptgründe zu schwache Rechenleistungen und die Komplexität der Themen, die mit den damaligen Möglichkeiten nicht adäquat gelöst werden konnten. Die folgende Grafik veranschaulicht den KI-Hype-Zyklus.

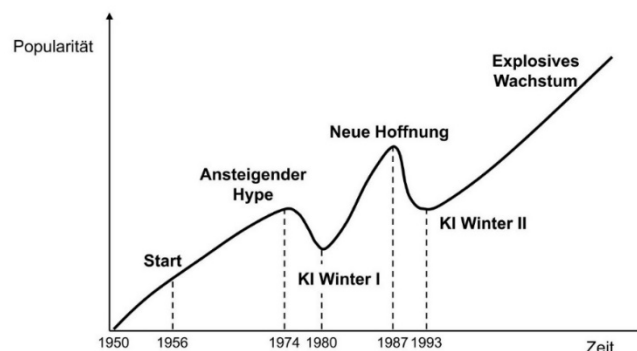


Abbildung 18: KI-Hype-Zyklus

(Darstellung in Anlehnung an Tse, Russo und Chan, 2017, zit. in Gassmann & Sutter, 2019, S. 44)

Derzeit befindet sich das Thema KI allerdings wieder im Aufschwung, wie es die Abbildung oder auch die Gartner-Hype-Kurve zeigen (Panetta, 2019, §1).

Verschiedene Faktoren tragen dazu bei, dass KI wieder Aufwind gewonnen hat und aus ihrem letzten Winter erwacht ist. Hildesheim und Michelsen (2019, S. 120) nennen drei Erfolgsfaktoren, die den klar erkennbaren Fortschritt im Bereich der KI in den vergangenen Jahren ermöglicht haben:

- Fortschritte in der Computer- und Informationstechnologie: stark verbesserte, mehr und günstigere Rechenkapazität durch exponentielle Zunahme in der Prozessorenleistung [Moore's Law: ~ alle zwei Jahre eine Verdoppelung (vgl. Brynjolfsson & McAfee, 2014, S. 45–61)]
- Mehr Daten: Zunehmende Verfügbarkeit von Daten, insbesondere grosse Datensätze zum Trainieren von ML-Anwendungen.
- Bessere Algorithmen: Verbesserte Algorithmen im Bereich von ML, insbesondere der neuronalen Netzwerke

Gürtler (2019, S. 96) ergänzt, dass frei verfügbare Elemente wie Treiber, Compiler und Bibliotheken die Basis für eine breite Anwendung legen. Ein Beispiel dafür ist die Open-Source-Plattform Google AI. Zusätzlich sind Cloud und Edge Computing, Internet of Things [IoT] sowie die steigende Bereitschaft von Kund*innen und der Gesellschaft, neue Technologien anzunehmen und Daten zu teilen, sowie die verbesserte Speicherkapazität Treiber des erneuten Aufstiegs von KI (DFKI & Bitkom, 2017, S. 27; IEC, 2018, S. 18). Allerdings werden aktuell auch mögliche Herausforderungen diskutiert, die aufgrund von Chipmangel oder fehlender starker Rechnerverfügbarkeiten auftreten könnten. Darüber hinaus sind ethische Fragestellungen, Nachvollziehbarkeit, Interpretierbarkeit und gesetzliche Rahmenbedingungen – insbesondere auch Datenschutz und Datensicherheit – Aspekte, die den Fortschritt prägen können. Neue Durchbrüche und die Ausbreitung an KI-Anwendungen in verschiedenen Aufgabenfeldern sind dennoch möglich und werden erwartet. Die aktuellen Anwendungen schöpfen das Potenzial weder in der Grundlagen- noch in der Anwendungsforschung bereits aus (Döbel et al., 2018, S. 166). Diese Auffassung teilen auch Bildungsforschende, die sich mit der Schnittstelle zwischen KI und Bildung befassen (Dillenbourg, 2016, S. 544; Zawacki-Richter et al., 2019, S. 20). Die explizite Diskussion von KI im Personalentwicklungskontext ist wenige Jahre jung. Auch im Managementkontext wird KI von Krogh (2018, S. 408) nach wie vor als „poorly understood phenomenon“ bezeichnet. Es kann Stand heute nicht auf eine reichhaltige theoretische Basis zurückgegriffen und diese in den Corporate-Learning-Kontext übertragen werden. Die Anzahl der wissenschaftlichen Publikationen in diesem Bereich erhöht sich erst seit den letzten Jahren (Häfner et al.,

2020, S. 2; Raisch & Krakowski, 2020, S. 2–3). Im Bildungskontext, der eng verwandt ist, reicht die Auseinandersetzung mit KI mittlerweile über 40 Jahre zurück und wird mit dem Akronym AIED (AI in Education) bezeichnet (Du Boulay, 2019, S. 2902). Dieser Forschungsstrang wird im Rahmen der systematischen Literaturanalyse weiterverfolgt und näher ausgeführt. Nachstehend wird mit der Herleitung der Arbeitsdefinition von KI für dieses Forschungsvorhaben begonnen.

4.2 Definition von KI

„Die Linie, was klar als Künstliche Intelligenz bezeichnet werden kann und was nicht, ist somit sehr schwammig und primär von der Interpretation des jeweiligen Akteurs und seinem Umfeld abhängig.“ (Scheuer, 2020, S. 8)

Der Begriff der KI wird in der Wissenschaft und der Praxis oft, aber vielfach undifferenziert verwendet. Eine einheitliche Definition und Begriffsverwendung existieren trotz Wurzeln im Jahr 1950 bis heute nicht (Abele & D'Onofrio, 2020, S. 34; SBFI, 2019, S. 7; P. Wang, 2019, S. 1). Monett und Lewis (2018) untersuchten in ihrer Studie beispielsweise Hunderte von KI-Auffassungen von und mit mehreren Hundert Expert*innen weltweit. Die Ergebnisse lassen vermuten, dass es noch ein weiter Weg in Richtung einer einheitlichen Definition von KI ist. Auch das bewusste Nachfragen der Verfasserin in persönlichen Gesprächen, was das eigene Verständnis von KI ist, sowie die kritische Betrachtung des Begriffs in wissenschaftlichen und praxisorientierten Publikationen führen schnell zu der Erkenntnis, dass die Interpretation von KI höchst heterogen ist. Dies weist auch P. Wang (2008) aus: „We cannot assume people are talking about the same thing only because they are all using the term ‚AI‘.“ (S. 369) Der Begriff der KI wird aktuell inflationär und unscharf eingesetzt, was unter anderem an der Breite, Interdisziplinarität und Fragmentierung des Feldes liegt. Zudem zeigt sich eine Vermischung zwischen den Begriffen KI und Cognitive Computing respektive kognitive Systeme (Abele & D'Onofrio, 2020, S. 32–33). Diese werden in dieser Monografie als Synonyme verwendet. „Was kann KI heute leisten? Eine knappe Antwort ist schwierig, weil es so viele Aktivitäten in so vielen Teilbereichen gibt“ (eigene Übersetzung; Russel & Norvig, 2014, S. 28). Ferner fehlt es an ganzheitlichen Konzeptualisierungen von KI, die nicht nur technische Aspekte, sondern auch eng mit KI zusammenhängende Diskussionsfelder umschließen (Abele & D'Onofrio, 2020, S. 32).

Um eine übergeordnete Arbeitsdefinition von KI für den Personalentwicklungskontext zu entwickeln und damit eine zielführende und differenzierte Diskussion zu ermöglichen, werden folgenden Schritte vorgenommen:

- 1) Vergleich bestehender Definitionen von KI
- 2) Identifikation gemeinsamer Nenner bei den Definitionen
- 3) Beschreibung der Schwierigkeiten, die sich auf dem Weg zu einer einheitlichen Definition von KI offenbaren
- 4) Identifikation von Komponenten, die ein fundiertes KI-Verständnis beschreiben, und deren Ausführung
- 5) Vorschlag für eine Arbeitsdefinition von KI im Personalentwicklungskontext

Tabelle 11 bietet eine Übersicht zu Definitionen von KI. Die Definitionen setzen sich zusammen aus Werken von Autor*innen aus unterschiedlichen Disziplinen (Informatik, Management), unterschiedlichen Publikationen (wissenschaftlichen Zeitschriften, Forschungsreports renommierter Forschungsinstitutionen und Unternehmensberatungen, Lexika, führenden Fachbüchern), unterschiedlichen Regionen (Europäische Union, Amerika, Grossbritannien etc.) sowie unterschiedlichen Zeiträumen (1950–2021). Diese Auswahl soll dazu beitragen, eine zeitgemässe und breit abgestützte Basis-Definition des KI-Verständnisses als Grundlage für die Arbeitsdefinition zu formulieren. Die ausgewählten Definitionen fokussieren sich bewusst auf die Beschreibung des Begriffs der KI und nicht auf die Beschreibung der Forschungsdisziplin und deren Ziele.

Tabelle 11: Auswahl an KI-Definitionen, sortiert nach Jahrgang
(eigene Darstellung)

Definition	Quelle
„By ‚general intelligent action‘ we wish to indicate the same scope of intelligence as we see in human action: that in any real situation behavior appropriate to the ends of the system and adaptive to the demands of the environment can occur, within some limits of speed and complexity.“ (Newell and Simon, 1976) Intelligence usually means „the ability to solve hard problems“ (Minsky, 1985a). „AI is concerned with methods of achieving goals in situations in which the information available has a certain complex character. The methods that have to be used are related to the problem presented by the situation and are similar whether the problem solver is human, a Martian, or a computer program.“ (McCarthy, 1988)	Pioniere der KI-Forschung, zit. in P. Wang, 2019, S. 7
„Künstliche Intelligenz (KI) beschäftigt sich mit Methoden, die es einem Computer ermöglichen, solche Aufgaben zu lösen, die, wenn sie vom Menschen gelöst werden, Intelligenz erfordern.“	Gabler Wirtschaftslexikon, k. A.a
„AI refers to the capability of a machine or computer to imitate intelligent human behavior or thought.“	Russel & Norvig, 2014, S. 6
„Systems that can accomplish human-like features of reasoning.“	Brynjolfsson & McAfee, 2014, S. 14

Definition of artificial intelligence from the Oxford Dictionary: „AI is the theory and development of computer systems able to perform tasks normally requiring human intelligence, such as visual perception, speech recognition, decision-making, and translation between languages.“	Ransbotham et al., 2017, S. 2
„Künstliche Intelligenz ist die Eigenschaft eines IT-Systems, ‚menschenähnliche‘, intelligente Verhaltensweisen zu zeigen.“	DFKI & Bitkom, 2017, S. 28
„In 1955, the Dartmouth Research Project defined AI as the problem of ‘making a machine behave in ways that would be called intelligent if a human were so behaving’ (McCarthy, Minsky, Rochester, & Shannon, 1955). In a similar manner, cognitive scientist Marvin Minsky considered AI as ‘the science of making machines do things that would require intelligence if done by men’ (Minsky, 1968, p. v).“	Kaplan & Haenlein, 2019, S. 17
„Künstliche Intelligenz: Realisierung von intelligentem Verhalten und den zugrundeliegenden kognitiven Fähigkeiten auf Computern.“	Wahlster, 2017, S. 3
„Systems that extend human capability by sensing, comprehending, acting, and learning.“	Daugherty & Wilson, 2018, S. 14
„Künstliche Intelligenz ist ein Teilgebiet der Informatik mit dem Ziel, Maschinen zu befähigen, Aufgaben ‚intelligent‘ auszuführen. Dabei ist weder festgelegt, was ‚intelligent‘ bedeutet, noch welche Technologien zum Einsatz kommen.“	Döbel et al., 2018, S. 90
„Artificial intelligence (AI) refers to systems that display intelligent behaviour by analysing their environment and taking actions – with some degree of autonomy – to achieve specific goals. AI-based systems can be purely software-based, acting in the virtual world (e.g. voice assistants, image analysis software, search engines, speech and face recognition systems) or AI can be embedded in hardware devices (e.g. advanced robots, autonomous cars, drones or Internet of Things applications).“	AI HLEG, 2019a, S. 1
„Artificial intelligence (AI) – defined as a system’s ability to correctly interpret external data, to learn from such data, and to use those learnings to achieve specific goals and tasks through flexible adaptation.“	Kaplan & Haenlein, 2019, S. 15
„Bei KI geht es primär um das Imitieren oder Reproduzieren von kognitiven Leistungen.“	Kirste, 2019, S. 59
„Als Künstliche Intelligenz (KI) bezeichnen wir im Projekt SmartAIwork IT-Lösungen und Methoden, die selbstständig Aufgaben erledigen, wobei die der Verarbeitung zugrundeliegenden Regeln nicht explizit durch den Menschen vorgegeben sind. Bisher erforderten diese Aufgaben menschliche Intelligenz und dynamische Entscheidungen. Jetzt übernimmt dies KI und lernt anhand von Daten, Aufträge und Arbeitsabläufe besser zu erledigen. Ansätze zur Automatisierung sind dann KI-induziert, wenn sie (a) die obige KI-Definition erfüllen oder (b) KI-Aspekte beinhalten. Als KI-Aspekte werden Ansätze betrachtet, die eigenständig Daten verarbeiten, bzw. in Form einer ‚Inferenzmethode‘ neues Expertenwissen aus bestehendem Expertenwissen, als Schlussfolgerung, abgeleitet werden kann.“	Dukino, Kötter, Müller, Renner & Zaiser, 2020, S. 10 (Fraunhofer IAO)

Diese Definitionen geben eine erste Richtschnur, um was es sich beim Feld der KI handelt. Aufgrund der Zitate lassen sich folgende Gemeinsamkeiten und Unterschiede herauskristallisieren:

Gemeinsamkeiten:

- Sämtliche Definitionen verwenden Begriffe wie Imitieren, Abbilden oder Zeigen von Intelligenz und/oder Verhalten. Keine der Definitionen setzt KI als Synonym für menschliche Intelligenz ein.
- Alle Definitionen nehmen Bezug auf Computer, IT-Lösungen, Informatik, den Systembegriff oder Maschinen, was auf technische Komponenten schliessen lässt.

Bei einer vertiefteren Untersuchung des Verständnisses von KI, die über die reine Definition hinausgeht, können gemäss den untersuchten Publikationen weitere Gemeinsamkeiten identifiziert werden (Abele & D'Onofrio, 2020; Buxmann & Schmidt, 2019; AI HLEG, 2019a; DFKI & Bitkom, 2017; Döbel et al., 2018; Hecker et al., 2017; Hildesheim & Michelsen, 2019; SBFI, 2019; Krogh, 2018; Russel & Norvig, 2014; Saukkonen, Kreuz, Obermayer, Ruiz & Haaranen, 2019; P. Wang, 2019 und viele mehr). Die folgenden Gemeinsamkeiten scheinen in einer Mehrheit der Publikationen akzeptiert:

- KI ist ein Umbrella-Term/Oberbegriff, der verschiedene Konzepte umfasst.
- KI ist nicht eine einzelne, spezifische Technologie, sondern umfasst eine Reihe von Technologien und Methoden.
- KI ist ein interdisziplinäres Feld.
- Daten sind Treibstoff von KI.
- KI hat mit menschlichen Fähigkeiten zu tun, die von Computern/Maschinen/IT-Systemen mittels Algorithmen nachgebildet werden.
- Heutige technische Möglichkeiten und Systeme, die mit dem Label KI versehen werden, stehen mehr für die Illusion von Intelligenz als für echte, vollumfängliche Intelligenz (Abele & D'Onofrio, 2020, S. 34).

Neben den Gemeinsamkeiten lassen sich auch Unterschiede in den KI-Verständnissen feststellen.

- Die einen Definitionen beschreiben Eigenschaften von KI, während andere die Forschungsdisziplin veranschaulichen.
- Einige Definitionen nehmen direkten Bezug auf die menschliche Intelligenz, während andere Definitionen den generellen Intelligenz-Begriff verwenden.
- Während einige Definitionen nur kognitive Leistungen aufnehmen, erwähnen andere Definitionen auch Verhalten und Handeln.
- Einige Definitionen betonen einen selbstständigen oder selbstlernenden Anteil von KI, während andere dieses Merkmal nicht aufnehmen.

Prominente Gründe für die Unterschiede und die Herausforderung, KI einheitlich zu definieren, sind folgende:

- Interdisziplinarität,
- Moving Target,
- Intelligenz-Begriff.

Diese drei Herausforderungen werden nachfolgend kurz erläutert und es wird jeweils aufgezeigt, welche Folgen sie für die Entwicklung der Arbeitsdefinition haben. Da es sich bei diesen drei um besondere Herausforderungen handelt, werden sie speziell analysiert.

Interdisziplinarität: Prominente Disziplinen im Bereich der KI-Forschung sind beispielsweise Biologie, Linguistik, Mathematik, Neurowissenschaften, Ökonomie, Psychologie, Philosophie sowie Informatik (AI HLEG, 2019a, S. 1; Russel & Norvig, 2014, S. 5–16). Sie alle befassen sich damit, wie intelligentes Verhalten durch Maschinen nicht bloss verstanden, sondern abgebildet werden kann (Döbel et al., 2018, S. 9; Russel & Norvig, 2014, S. 1). Aufgrund der diversen disziplinären Hintergründe wird KI aus verschiedenen Perspektiven und mit unterschiedlichen Anliegen betrachtet. Entsprechend werden ebenfalls andere Standpunkte bei der Definition eingenommen (Monett & Lewis, 2018, S. 215). Auch wenn sich interdisziplinäre Forschungsprojekte häufen, sind dennoch viele Zuschreibungen und Konzepte vorhanden, die nicht einheitlich zwischen den Disziplinen abgebildet sind (Bhatnagar et al., 2018, S. 121). Umso relevanter erscheint eine Arbeitsdefinition, die die Besonderheiten der Disziplin der Personalentwicklung aufnimmt und sich dort anschlussfähig gibt. Dies entspricht auch dem Umgang mit KI in der Forschung. Es existieren Arbeitsdefinitionen, die den jeweiligen Forschungsvorhaben Ausrichtung verleihen. Dies wird gemäss P. Wang (2008, S. 362) in der nahen Zukunft auch so bleiben.

Moving Target: Eine weitere Herausforderung, den Begriff und das Feld der KI zu definieren, bilden deren Schnelllebigkeit und Wandelbarkeit. „Die Entwicklung im Bereich der KI schreitet so schnell voran, dass das, was vor fünf Jahren noch als intelligentes Verhalten von Maschinen bezeichnet wurde, heute kaum noch als bemerkenswert gilt.“ (eigene Übersetzung; Kaplan & Haenlein, 2019, S. 17). Die Erfahrung zeigt, dass sich die Technologien und Anwendungen, die unter den Begriff der KI fallen, über die Zeit verändern (Ransbotham et al., 2017, S. 2). Auch die Terminologien und Konzepte, die der KI zuzuordnen sind, verändern sich aufgrund des wachsenden Interesses unterschiedlicher Disziplinen und ihrer Perspektiven (Renz et al., 2020, S. 15). Es scheint, dass der KI-Begriff in seiner heutigen Verwendung eng mit Innovation in Verbindung

gebracht wird. Sobald KI-Technologien in alltägliche Anwendungen eingeflossen, nützlich und verbreitet sind, werden sie im allgemeinen Sprachgebrauch nicht mehr als KI bezeichnet oder wahrgenommen (Nick Bostrom, zit. in Chen et al., 2020, S. 4; Dhawan & Batra, 2021, S. 12; Renz et al., 2020, S. 15; P. Wang, 2008, S. 370).

Somit wird auch die angestrebte Arbeitsdefinition trotz des Anspruchs an eine längerfristige Gültigkeit eine Momentaufnahme sein, die es aufgrund weiterer Entwicklungen im Bereich der KI zu überprüfen und anzupassen gilt.

Intelligenz: „In ‚AI‘, how to interpret the ‚A‘ is not a big issue, and the troubles come mostly from the ‚I‘“ (P. Wang, 2019, S. 4). Zahlreiche KI-Definitionen orientieren sich an der menschlichen Intelligenz oder greifen diese zumindest auf. „Bei einer solchen Definition stellt sich jedoch das Problem, dass (menschliche) Intelligenz zunächst selbst definiert werden müsste. Was jedoch Intelligenz genau ausmacht, ist keineswegs klar.“ (SBFI, 2019, S. 19) Dies bedeutet für die Arbeitsdefinition, dass der Begriff der Intelligenz besonders beleuchtet werden muss.

Trotz der unterschiedlichen Meinungen, wie KI akkurat definiert werden kann, lässt sich auf einer höheren Abstraktionsebene Einigkeit ausmachen. Basierend auf diesen Gemeinsamkeiten wird die folgende grobe Arbeitsdefinition von schwacher KI für diese Forschungsarbeit formuliert:

Mit KI sind informationstechnische Systeme (IT-Systeme) gemeint, die kognitive Leistungen und menschliches Verhalten selbstständig imitieren oder reproduzieren.

Zusätzlich stützt sich die Verfasserin auf folgende Aussage von Hecker et al. (2017): „Ein System mit ‚künstlicher Intelligenz‘ verhält sich augenscheinlich intelligent“ (S. 6).

Argumente, die für diese Definition und die Auffassung der augenscheinlichen Intelligenz sprechen, sind folgende:

1. Es handelt sich um eine Imitation oder Reproduktion von Intelligenz. KI wird nicht mit menschlicher Intelligenz gleichgesetzt. Sie kann sich allerdings daran orientieren. Die Definition liesse aber auch die Orientierung an anderer Intelligenz zu als ausschliesslich der des Menschen.
2. Durch die Wortwahl der Imitierung und Reproduktion grenzt sich diese Auffassung von genereller KI, Super-KI, Theory of Mind oder sich selbst

wahrnehmenden Systemen ab. Der Schwerpunkt dieser Definition liegt auf der schwachen/narrow KI⁵.

3. Der Fokus der Definition richtet sich auf kognitive Leistungen/Fähigkeiten, nicht auf physische. Ein KI-System kann zwar physische/haptische Aufgaben übernehmen, was aber nicht obligatorisch ist. Allein die kognitive Leistung ist eine Muss-Bedingung und wird für allfällige physische/haptische Aufgaben im Begriff der KI vorausgesetzt. Perzeptive Fähigkeiten, die teilweise separat ausgewiesen werden, werden in dieser Definition unter kognitive Fähigkeiten subsummiert.
4. Es wird nicht von Computern oder Programmen gesprochen, da dies zu einschränkend wäre. Der Begriff des IT-Systems erscheint aufgrund der beiden folgenden Aspekte adäquat:
5. Ein KI-System kann verschiedene Technologien und Methoden vereinen. Eine KI-Komponente selbst kann wiederum in ein grösseres System eingebettet sein. KI kann Software mit oder ohne Hardware sein (vgl. AI HLEG, 2019a, S. 1).
6. Die Basierung auf Daten ist inhärent im Begriff des IT-Systems, da die Abkürzung IT gemäss Gabler Wirtschaftslexikon (k. A.b). wie folgt definiert werden kann: „Abk. für Informationstechnologie; Oberbegriff für alle mit der elektronischen Datenverarbeitung in Berührung stehenden Techniken.“

Die hier vorgestellte KI-Definition ist eine solide und sorgfältig hergeleitete Grundlage für diese Forschungsarbeit. Für die Praxis und die Wissenschaft ist sie jedoch noch zu wenig handlungsleitend, um Anwendungen und Nutzenpotenziale untersuchen zu können. Um das Konzept der KI besser zu verstehen, um zu informierten und reflektierten Aussagen in Bezug auf den Einsatz für Corporate Learning fähig zu sein, ist demnach eine vertiefte, nuanciertere Auseinandersetzung nötig. Diese folgt in den nächsten Schritten.

4.3 Menschliche und Künstliche Intelligenz

Der Begriff der Intelligenz ist im KI-Begriff omnipräsent und bedarf einer näheren Betrachtung. Die menschliche Intelligenz gilt als die fortgeschrittenste Intelligenz und dient deshalb als Vorlage für KI (P. Wang, 2008, S. 363). Gleichwohl ist die menschliche Intelligenz nicht einheitlich definiert (P. Wang, 2008, S. 362). Unumstritten ist, dass die menschliche Intelligenz über eine reine kognitive Intelligenz hinausgeht. Eine

⁵ Diese Begrifflichkeiten werden später in Unterkapitel 4.5 ausgeführt.

vertiefte Auseinandersetzung mit menschlicher Intelligenz würde den Rahmen dieser Arbeit jedoch sprengen. Es wird deswegen auf einige wenige Merkmale fokussiert, die die Gemeinsamkeiten und Unterschiede von KI und menschlicher Intelligenz verdeutlichen sollen. Es herrscht in der Literatur Einigkeit, dass insbesondere im Feld der schwachen KI eine KI nicht mit der menschlichen Intelligenz vergleichbar ist, sich allerdings an Attributen davon orientiert und sie simuliert (SBFI, 2019, S. 7–8). Welche Attribute im Zentrum stehen, unterscheidet sich je nach Forschungsstrang stark. Typische Orientierungspunkte für die Entwicklung von KI sind gemäss P. Wang (2008, S. 372) die Struktur des menschlichen Hirns, menschliches Verhalten, das simuliert werden soll, ein Problem, das neu durch die Maschine statt durch den Menschen gelöst werden soll, einzelne Funktionen wie Sehen oder Hören oder die Orientierung an normativen Prinzipien. Seufert, Guggemos und Ifenthaler (2021, S. 11) nennen die Intelligenz-Auffassung von Gottfredson (1997) als eine häufig zitierte Auffassung. Laut dieser Auffassung besteht Intelligenz aus verschiedenen mentalen Fähigkeiten wie abstraktem Denken, der Fähigkeit zu schlussfolgern, komplexe Zusammenhänge zu verstehen oder aus Erfahrungen zu lernen und geht über einzelne kognitive Leistungen wie das Lesen eines Buchs oder das Bestehen von Tests hinaus. Intelligenz meint eine tiefe und umfangreiche Form verschiedener Aspekte an individuellen Ressourcen, die zum Beispiel mit ‚making sense‘ oder ‚figuring out what to do‘ umschrieben werden können. Je nachdem, an welchem Orientierungspunkt ein KI-basiertes System beurteilt wird, kann es als KI bezeichnet werden. Der Fall des Schachcomputers ‚Deep Blue‘ konnte mit Blick auf die Lösung eines Problems aus damaliger Sicht der KI-Kategorie zugeordnet werden, während die Orientierung am menschlichen Gehirn oder an der Intelligenz-Auffassung von Gottfredson (1997) als Kriterium zu einer Negierung führen würde (P. Wang, 2008, S. 369). Im Personalentwicklungskontext sind grundsätzlich alle Arten von Annäherung an die menschliche Intelligenz denkbar und die Erfüllung an einem dieser Orientierungspunkte erscheint ausreichend für eine potenzielle Kategorisierung als KI. Es gilt jedoch zu beachten, dass auch herkömmliche EDV-Systeme Probleme lösen, die früher den Menschen vorbehalten waren. Somit ist dieser Orientierungspunkt heute kaum mehr ein zielführendes Kriterium zur Einstufung eines Systems als KI.

Eine andere Art und Weise, KI-Lösungen zu definieren, bildet der Turing-Test. Dieser wurde bereits 1950 von Alan Turing vorgeschlagen und prüft, inwiefern Maschinen ein intelligentes Verhalten zeigen und sich in diesem Task nicht von Menschen unterscheiden lassen. Ein Beispiel ist die Unterscheidung eines Menschen und einer Maschine in einem Chatverlauf (Hecker et al., 2017, S. 5; SBFI, 2019, S. 19). Bereits 1966 wurde ein Expertensystem entwickelt, das den Turing-Test erfolgreich bestand (Elshan, Zierau,

Engel, Janson & Leimeister, 2022, S. 2). Allerdings ist auch der Turing-Test nur für gewisse Arten KI-basierter Systeme geeignet. Je nach KI-basiertem System kann sich die Art und Weise der Lösungsfindung und Lösungslieferung massgeblich von Menschen unterscheiden (Cope, Kalantzis & Sears-Smith, 2020, S. 1). Zudem werden regel- und skriptbasierte Expertensysteme Stand heute nicht mehr in allen Auffassungen als KI bezeichnet (Kaplan & Haenlein, 2019, S. 18). Die für diese Forschungsarbeit geltende Auffassung wird später im Rahmen dieses Kapitels gemeinsam mit anderen Aspekten erläutert.

Es kann festgehalten werden, dass der Intelligenz-Begriff sich zwar meistens am Massstab der menschlichen Intelligenz orientiert, sich aber nicht darauf beschränken muss, und gleichzeitig nur schwierig definierbar ist. Auch andere Arten von Intelligenz, beispielsweise diejenige von Tieren, könnten unter Umständen zielführend sein, gerade dann, wenn es beispielsweise um eine Leistung wie das Sehen (Stichwort: Wahrnehmung) geht (P. Wang, 2019, S. 16). Es handelt sich bei den heutigen Technologien in allen Fällen um ein Simulieren und nicht um eine ganzheitliche Intelligenz mit eigenem Bewusstsein. Ob dies jemals anders sein wird, ist Stand heute eine ungeklärte Frage. Schwache KI (siehe Unterkapitel 4.5 zur Definition des Begriffs) unterscheidet sich wesentlich von der Intelligenz eines Menschen. Ausserdem werden lediglich Teilaspekte einer ganzheitlichen menschlichen Intelligenz abgebildet. Die KI kann in solchen Teilaspekten jedoch in Teilbereichen Kapazitäten hervorbringen, die diejenigen einer menschlichen Intelligenz übersteigen. Dies zeigt sich zum Beispiel in der Bearbeitung grosser Datenmengen. Als prominentes Beispiel gilt hier die Anwendung von Mustererkennung zur Erreichung hochspezialisierter Diagnosen. Gleichwohl ist eine solche KI nicht wie menschliche Ärzt*innen in der Lage, eine ganzheitliche Beurteilung der Situation und des betroffenen Menschen vorzunehmen. Somit ist die Orientierung an menschlicher Intelligenz ein Merkmal von KI, aber eine zu wenig differenzierte Beschreibung, was eine KI tatsächlich zu leisten vermag. Das folgende Zitat verdeutlicht heutige Forschungsschwerpunkte:

„Die meisten Forschungsgelder im Bereich der künstlichen Intelligenz zielen heute nicht auf die Lösung des Problems der künstlichen Intelligenz auf menschlicher Ebene ab, sondern auf die Lösung sehr spezifischer Probleme mit Techniken des maschinellen Lernens.“ (eigene Übersetzung; Colombo, Portmann & Kaufmann, 2020, S. 70)

Eine weitere Annäherung in Bezug auf den KI-Begriff über AI-Capabilities und Kognition als Hauptmerkmal von Intelligenz im Zusammenhang mit der Diskussion KI-basierter Systeme erscheint zielführend. Kognition grenzt sich im Verständnis dieser

Monografie bewusst von anderen Intelligenz-prägenden Konzepten wie echter Emotion oder Einstellung ab, wie es Feess und Maier (2018, S. 1) ebenfalls umsetzen.

4.4 KI- Funktionen/Kompetenzen/Capabilities

Die vorherigen Ausführungen zum Intelligenz-Verständnis haben ergeben, dass zur Erreichung von KI die Imitierung von Teilaspekten einer menschlichen Intelligenz ausreicht. Eine kontextspezifische Interpretation durch die Maschine ist indes Stand heute weitestgehend abwesend oder stark beschränkt. Die Maschinen beziehen sich in Bezug auf Wahrnehmung und Interpretation auf die Modelle und Daten, die ihnen zugrunde liegen. Im Folgenden gilt es, die kognitiven und perzeptiven menschlichen Fähigkeiten und andere Attribute von Intelligenz aufzuzeigen, die typischerweise von KI abgedeckt werden können. Kognition wird dabei wie von Feess und Maier (2018) als „Fähigkeit zur Wahrnehmung und zielgerichteten Interpretation der Lebenswelt“ (S. 1) verstanden. Kognition ist mithin ein Überbegriff, der auch Perzeption umfasst. Eine solche Wahrnehmung und Interpretation kann von Menschen bewusst und kontextspezifisch erfolgen. Abele und D'Onofrio (2020, S. 42) gliedern die Resultate eines KI-Systems in sechs Einheiten.

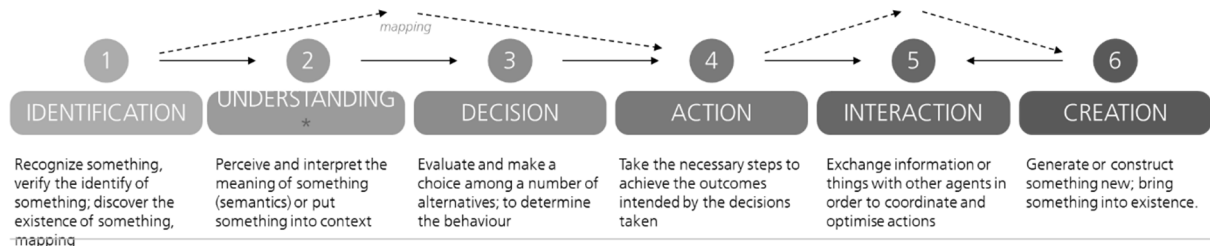


Abbildung 19: Sechs Resultate eines KI-Systems
(Darstellung in Anlehnung an Abele & D'Onofrio, 2020, S. 42)

Die Autorenschaft weist darauf hin, dass schwache KI-Systeme nicht in der Lage sind, all diese Resultate zu erreichen respektive nicht mit einem eigenen Bewusstsein. Die Pfeile deuten an, dass gewisse Aspekte übersprungen werden, die ein Mensch allesamt abdecken könnte. Weiter betonen die Autor*innen Folgendes:

„Heutige hochmoderne KI-Systeme verfügen in der Regel nur über einige wenige kognitive Fähigkeiten. Selten kombinieren sie mehrere, und selten sind diese kognitiven Fähigkeiten voll entwickelt.“ (eigene Übersetzung; Abele & D'Onofrio, 2020, S. 38)

Bezeichnend ist, dass gerade die Schritte ‚Understanding‘, ‚Decision‘ sowie ‚Interaction‘ bei KI-Systemen häufig ausgelassen werden respektive schwierig umzusetzen sind und deshalb überbrückt werden. Diese Überbrückung kann durch den Beizug eines

Menschen geschehen, der beispielsweise aus verschiedenen Möglichkeiten die endgültige Wahl trifft (AI HLEG, 2019a, S. 3). Understanding ist deswegen schwierig, weil dies gemäss Abele und D'Onofrio (2020, S. 42) entgegen der reinen Identifikation zusätzlich auch eine Interpretation in einem Kontext bedingt.

Die Analyse weiterer Autor*innen demonstriert, dass häufig auf drei verschiedene Arten kognitiver Hauptkategorien abgestützt wird, um die Funktionen oder auch Kompetenzen (engl. Capabilities) von KI-basierten Systemen zu beschreiben. Die Gegenüberstellung soll helfen, verschiedene Begrifflichkeiten einzuordnen. Je nach Quelle werden teilweise Hinweise zum Gegenstand und/oder zur Art und Weise gegeben. Die Orientierung nach SBFI (2019) und Hecker et al. (2017) konzentriert sich auf den Gegenstand.

Tabelle 12: Vergleich verschiedener Varianten an kognitiven Leistungen
(eigene Darstellung)

SBFI, 2019, S. 30	Lee & Lee, 2021, 4	Hecker et al., 2017, S. 7	DFKI & Bitkom, 2017, S. 32
Perception Bilder, Sprache, Text, Sensorendaten	Sense/Sensory AI Image and video analysis, facial recognition, voice analysis, text analysis	Wahrnehmen Sehen, Hören, Spüren	Sense Audio: Speech, Video: Photo, Movie, Digital: Log Data, IoT: Sensor Data, Touch: Fingerprint, Smell: Gas detection
Reasoning Problemlösung, Planung, Diagnose, Entscheidung	Think/Cognitive AI Machine learning, deep learning	Gedächtnis Verstehen und Problemlösen, Interpretieren, Verknüpfen und Schliessen, Planung und Konstruieren, Bewerten und Entscheiden	Comprehend Deep Learning Machine Learning Statistik/Analytics Rule sets/Decisions
Action Sprachausgabe, Empfehlungen, Robotik/Navigation	Act/Executive AI Natural language generation	Handeln Sprechen, Bewegen, Ansteuern	Act Trigger follow-up processes, display meaningful text, play translated speech, draw paintings, compose music

Durch die Gegenüberstellung dieser vier Quellen offenbart sich ein klares Muster zu drei Hauptkategorien, die beispielsweise auch AI HLEG (2019a, S. 3) als die drei zentralen Merkmale zur abstrakten Beschreibung eines KI-basierten Systems identifizieren. Krogh (2018, S. 404) nennt die drei Hauptkategorien vereinfachend Task Inputs, Task Processes und Task Outputs. DFKI und Bitkom (2017) sowie Hecker et al. (2017) weisen Lernen zudem als vierte Dimension aus. Darauf wird im Verständnis dieser Monografie verzichtet, da davon ausgegangen wird, dass in den drei anderen Dimensionen jeweils das Lern- und Weiterentwicklungselement inbegriffen ist. Die Fähigkeit,

aufgrund von Feedback während der Trainingsphase, aber auch während des Betriebs zu optimieren, wird als das Besondere an aktuellen KI-basierten Systemen beschrieben (DFKI & Bitkom, 2017, S. 32). Die drei Hauptkategorien sind nicht trennscharf, bieten aber eine Hilfestellung zur Beurteilung von Einsatzgebieten KI-basierter Systeme. Darüber hinaus ist insbesondere die Action/Act-Kategorie eine Abgrenzungsmöglichkeit KI-basierter Systeme zu verwandten Disziplinen wie Data Mining oder Data Analytics. Nachfolgend werden die drei Hauptkategorien näher veranschaulicht. In der Arbeit werden die Begrifflichkeiten nach SBFI (2019) genutzt und weitere Quellen hinzugezogen, die die jeweiligen Aspekte vertiefter beschreiben.

Perception:

Tabelle 13: Funktionen innerhalb von Perception

(eigene Darstellung in Anlehnung an Dukino et al., 2020, S. 68–73; Hecker et al., 2017, S. 36–37; SBFI, 2019, S. 30)

Maschinelles Sehen/ Bildverstehen	Maschinelle Sprachverarbeitung/ Sprachverstehen (mündlich und schriftlich)	Sensorendaten
– Bilderkennung und -klassifikation – Bildsegmentierung – Mustererkennung – Lage- und Bewegungserkennung	– Spracherkennung: Audiosignal in Text umwandeln und interpretieren – Spracherkennung: Identifikation des Sprechers*der Sprecherin anhand biometrischer Sprachcharakteristika – Texterkennung (OCR)	– Biosignalverarbeitung – Taktile Sensorik

Die Funktionen werden häufig in Kombination innerhalb eines KI-basierten Systems angewendet. Das Thema der Emotionen ist ein speziell diskutierter Aspekt innerhalb der KI-Funktionen und nennt sich häufig affective Computing oder emotional AI. Während klar ist, dass Maschinen keine Emotionen verspüren können, können sie dennoch darauf trainiert werden, solche zu erkennen oder entsprechend darauf zu reagieren (Kaplan & Haenlein, 2019, S. 17–18). Die Erkennung von Emotionen und Stimmungen kann wiederum über die obig aufgeführten Funktionen geschehen. Eine typische Quelle von Daten sind hierfür Mikro-Ausdrücke im Gesicht, die über Bildverarbeitung von Videodaten ausgewertet werden (Hecker et al., 2017, S. 19), oder die Analyse anderer Gesichtsausdrücke, etwa Handgesten, Körperbewegungen, Augenbewegungen und -merkmale, physiologische Signale, Stimme und Verbalisierung sowie Mundbewegungen, über verschiedene Verfahren der Bild- und Video-, Text- und Audio- sowie Sensorendatenverarbeitung (Ciolacu, Binder & Popp, 2019, S. 21; Wu, Huang & Hwang, 2016, S. 1316).

Reasoning:

Unter Reasoning werden die verschiedenen Algorithmen des maschinellen Lernens subsumiert. Diese werden in Unterkapitel 4.6 weiter ausgeführt. Eine typische Funktionalität im Bereich des Reasonings ist die Wissensrepräsentation, beispielsweise Organisation, Kategorisierung und Kontextualisierung von Informationen.

Action:

Krogh (2018, S. 405) unterscheidet in zwei grobe Typen von Aktionen, die sich durch ein KI-basiertes System erreichen lassen: Entscheidungen und Lösungen. Bei Entscheidungen handelt es sich um die Schlussfolgerung aufgrund der zur Verfügung stehenden, bearbeiteten Daten. Lösungen bieten hingegen Alternativen und können direkt zu Folgeaktionen führen. Resultate können zudem in „Description (description of the ‚actual‘), Prediction (forecast of the ‚will‘), Prescription (recommendation of the ‚what‘)“ unterschieden werden (Kreutzer & Sirrenberg, 2020b, S. 3).

Dukino et al. (2020, S. 14) differenzieren etwas feingliedriger verschiedene Arten von Unterstützung, die ein KI-basiertes System leisten kann:

Tabelle 14: Unterstützungsarten innerhalb von Act

(eigene Darstellung in Anlehnung an DFKI & Bitkom, 2017, S. 32; Dukino et al., 2020, S. 14; Hecker et al., 2017, S. 7; Lee & Lee, 2021, 4; SBFI, 2019, S. 30)

Klassifikation	Empfehlung	Entscheidung	Prognose	Ausführung
Mit oder ohne menschliche Interaktion				
Ein Daten-objekt wird einer Klasse zugeordnet Beispiel: Einteilung von E-Mails in Gruppen	Der Mensch erhält Handlungsempfehlungen (Lösungen und Alternativen). Dies können anschliessend manuell oder automatisch ausgeführt werden. Es handelt sich um Diagnose- und Auswahlprobleme. Beispiel: Produktvorschlag für Kund*innen	Das System trifft gemäss einem Optimierungsziel selbstständig eine Entscheidung. Je nach Autonomiegrad des Systems wird der Mensch nur darüber informiert oder muss bestätigen. Beispiel: Entscheidung, ob einem Antrag stattgegeben wird oder nicht	Die KI prognostiziert den wahrscheinlichen Ausgang eines einzelnen Geschäfts-falls oder des Geschäftsprozesses als Ganzes. Die Ergebnisse dieser Prognose dienen als Basis für manuelle oder automatische Entscheidungen. Bei Prognoseproblemen sagt das KI-basierte System das zukünftige Verhalten bzw. den zukünftigen Zustand eines Systems anhand historischer Daten voraus. Beispiel: Voraussage des Personalbedarfs der Zukunft	Die KI führt automatisch eine Funktion aus, ohne dass ein Mensch im Regelfall eingreifen muss. Dazu gehört beispielsweise auch das Kreieren von etwas Neuem. Beispiele: – Texte verfassen – Bewegen, Ansteuern, Robotik/Navigation – Folgeprozesse auslösen – Zeichnen von Bildern/Komponieren von Musik

Typische Sprachtechnologien im Bereich Action sind gemäss Hecker et al. (2017, S. 36–37):

- Sprachinterpretation [engl. Natural Language Interpretation (NLI)], Natürliche Sprachverarbeitung [engl. Natural Language Processing (NLP)], Natürlichsprachliche Generierung bzw. Textgenerierung [engl. Natural Language Generation (NLG)]: Verstehen und Reagieren auf gesprochene oder geschriebene Sprache
- Text-to-speech (TTS): Konvertieren von Texten in eine computerisierte Stimme
- Dialog: Austausch komplexer, kontextbezogener Äusserungen in einer Unterhaltung

Es kann jeweils unterschieden werden, ob eine Mensch-Maschine- oder Maschine-Maschine-Interaktion im Rahmen der Aktion stattfindet (Abele & D'Onofrio, 2020, S. 43).

Die Aufgliederung eines KI-basierten Systems in die drei Hauptfunktionen veranschaulicht, dass ein KI-basiertes System mehr ist als reines Machine Learning. Das folgende Zitat verdeutlicht dies:

„Maschinelles Lernen ist ein wesentlicher Bestandteil der KI, aber KI ist umfassender als maschinelles Lernen, da sie auch die Fähigkeit eines Systems umfasst, Daten wahrzunehmen (z. B. Verarbeitung natürlicher Sprache oder Sprach-/Bilderkennung) oder Objekte auf der Grundlage gelernter Informationen zu steuern, zu bewegen und zu manipulieren, sei es ein Roboter oder ein anderes Gerät.“ (eigene Übersetzung; Kaplan & Haenlein, 2019, S. 17)

Eine kontroverse Diskussion im Zusammenhang mit der Definition und Entwicklung KI-basierter Systeme, die hier nicht vernachlässigt werden soll, bezieht sich auf das affektive Computing. Wie rational sollte ein KI-basiertes System reagieren, und wie stark sollte es soziale, emotionale und ethische Daten und Erwägungen eingebaut haben? (Seeber et al., 2020, S. 3). In Bezug auf den Corporate-Learning-Kontext wird grundsätzlich der Einbezug von Emotionen und Stimmungen in KI-basierten Systemen als zielführend eingeschätzt, da diese Faktoren einen Einfluss auf den Lernerfolg haben können (R. Baker, 2016, S. 604; Dhawan & Batra, 2021, S. 13). Modelle zur Einordnung verschiedener KI-Maturitätsstufen und -Typen sind in der Literatur geläufig. Diese werden nachfolgend erläutert und dazu genutzt, das Verständnis von KI in dieser Arbeit zu schärfen.

4.5 KI-Maturitätsstufen

„AI is an idiot savant.“

(Donald Clark, 6.09.2019, presentation at 6. Scil Trend & Community Day, St. Gallen)

Donald Clark ist nicht der Einzige, der AI als ‚Idiot Savant‘ bezeichnet, wie eine Google-Suche nach ‚AI is an idiot savant‘ zeigt. Gemeint ist damit der heutige Stand von KI. Aktuelle KI-Systeme sind in der Lage, einzelne Tasks sehr gut und gelegentlich besser als der Mensch auszuführen, beschränken sich aber auf diesen einen Task. Oftmals stehen eine grosse Menge an Daten sowie eine aufwändige Programmierung, Entwicklung und Training hinter der Ausführung eines solchen Tasks. KI-Systeme sind in diesen Fällen hoch spezialisiert, scheinen allerdings noch weit davon entfernt, verschiedene Tasks autonom ausführen zu können. Dieser Aspekt wird im Deutschen als *schwache KI*, im Englischen als narrow intelligence oder auch weak AI bezeichnet. Ganz im Gegensatz hierzu befindet sich der Begriff der *Super-KI*, die dem Menschen in unterschiedlichen Fragestellungen sowie in etlichen Kontexten überlegen wäre und zur Singularität

führen würde. Dazu existieren indes lediglich philosophische Grundlagen (DFKI & Bitkom, 2017, S. 31; Hildesheim & Michelsen, 2019, S. 121). Als Zwischenstufe wird häufig die *starke KI* respektive im Englischen die strong oder general AI genannt. Dort setzt die aktuelle Forschung an, eine starke KI ist aber noch nicht vorhanden. Starke KI würde bedeuten, dass KI-Systeme vernetzt und in verschiedenen Bereichen für alle oder zumindest die meisten Tasks eingesetzt werden könnten, die heute von Menschen ausgeführt werden (AI HLEG, 2019a, S. 5; DFKI & Bitkom, 2017, S. 31; Dhawan & Batra, 2021, S. 12; Hildesheim & Michelsen, 2019, S. 121). Nachfolgend geht es um die schwache KI, die sich als Eingrenzung des KI-Begriffs für die vorliegende Forschungsarbeit eignet und es ermöglicht, eine realistische Diskussion hinsichtlich der KI-Thematik im Corporate Learning zu führen. Starke KI und insbesondere Super-KI sind hingegen philosophisch relevant, allerdings in absehbarer Zeit kaum realistisch und werden in dieser Dissertation nicht weiter thematisiert (Abele & D'Onofrio, 2020, S. 38; DFKI & Bitkom, 2017, S. 29; Döbel et al., 2018, S. 20). Diese Arbeit konzentriert sich folglich auf die schwache KI. Schwache KI verzeichnet derzeit zahlreiche Durchbrüche, hält Einzug in immer mehr Arbeits- und Lebensbereiche und wird in naher Zukunft die einzige Art von KI in der Industrie sein. Der Ausdruck schwache KI „[...] ist jedoch irreführend, da eine KI, welche ein klar abgegrenztes Problem bearbeitet, keineswegs schwach sein muss. Die Unterstützung einzelner spezifisch definierter Tätigkeiten durch eine KI kann die Produktivität des Menschen im jeweiligen Bereich bereits effektiv verstärken.“ (Scheuer, 2020, S. 14) Dementsprechend ist die englische Bezeichnung ‚narrow AI‘ aussagekräftiger. Das folgende Zitat verdeutlicht das Schema der Inselbegabung, mit der sich die narrow KI ebenfalls beschreiben lässt:

„In einer Mischung aus Erfolgen und Misserfolgen haben Computerprogramme Grossmeister im Schach besiegt, ohne jedoch die sozialen Fähigkeiten eines Hummers zu erreichen und reale Probleme zu bewältigen.“ (eigene Übersetzung; Hrastinski et al., 2019, S. 430)

Was schwache KI von herkömmlichen EDV-Systemen unterscheidet, erläutern DFKI und Bitkom (2017) wie folgt:

„Wahrnehmen – Verstehen – Handeln erweitern das Grundprinzip aller EDV-Systeme: Eingabe – Verarbeitung – Ausgabe. Das wirklich Neue ist das Lernen und Verstehen. Heutigen ‚echten‘ KI-Systemen ist gemein, dass sie in der Verarbeitungskomponente auch trainiert werden und damit lernen können und so bessere Ergebnisse erzielen als herkömmliche Verfahren, die nur auf starren, klar definierten und fest programmierten Regelwerken basieren.“ (S. 29)

Es ist darauf hinzuweisen, dass trotz der Lernfähigkeit KI-basierter Systeme nicht selbstständig neue Aufgabenfelder erschlossen oder gelöst werden können. KI-basierte Systeme können zwar aus den ihnen zugrunde liegenden Daten lernen, aber nur innerhalb der vorgegebenen Modelle und mit den zur Verfügung stehenden Daten. Der bekannte Ausdruck „Garbage in – Garbage out“ aus der Informatik gilt auch für KI-basierte Systeme. Gleichwohl besteht ein ausschlaggebender Unterschied zu herkömmlichen EDV-Systemen darin, dass KI-basierte Systeme auch mit unscharfen Eingaben umgehen können und die Entscheidungslogik oder alle denkbaren Konstellationen an möglichen Fällen nicht explizit programmiert sein müssen. Eine weitere Differenzierung ist, dass bei KI-basierten Systemen die Möglichkeit und entsprechend das Risiko grösser ist, dass Garbage weniger gut erkannt wird, da Fehlentscheide aufgrund einer verzerrten Daten- und Trainingsbasis häufig schwierig zu identifizieren sind.

Die heutige KI-Forschung im Bereich der schwachen KI beschäftigt sich laut Döbel et al. (2018) damit, „den Trainingsaufwand zu reduzieren, Sicherheit, Robustheit und Transparenz zu verbessern, die Modelle an neue Aufgaben anzupassen und die Kompetenzen von Mensch und Maschinen zweckmässig zu kombinieren“ (S. 12).

Neben der häufig genutzten Abgrenzung von schwacher KI, starker KI und Super-KI führt Scheuer (2020) eine zweite Dimension zur Kategorisierung von KI-Systemen ein. Er unterscheidet menschliche Verkörperungsniveaus respektive die Visibilität der KI-Komponenten in einer Anwendung. Diese Wissensstruktur ist für die vorliegende Arbeit auch zentral. Während die Arbeitsdefinition eindeutig in den Bereich der narrow AI zielt, sind in Bezug auf hidden AI, embedded AI und full AI alle Varianten zur Untersuchung realistischer Anwendungen und Nutzenpotenziale KI-basierter Systeme für Corporate Learning denkbar.

„Das menschliche Verkörperungsniveau und die dadurch entstehende Erkennbarkeit der Narrow AI Technologiekomponenten bestimmt darüber, ob es sich um eine versteckte, eingebettete oder offensichtliche KI handelt. Ist die KI-Technologie nicht wahrnehmbar, handelt es sich um eine hidden AI mit geringem Verkörperungsniveau. Ist die KI in einzelnen Bereichen einer Software erkennbar, so wird dieses System als embedded AI bezeichnet. Ist die Nutzung von KI-Technologiekomponenten vollständig transparent, so wird solch ein System mit sehr starkem Verkörperungsniveau als full AI definiert.“ (Scheuer, 2020, S. 18–19)

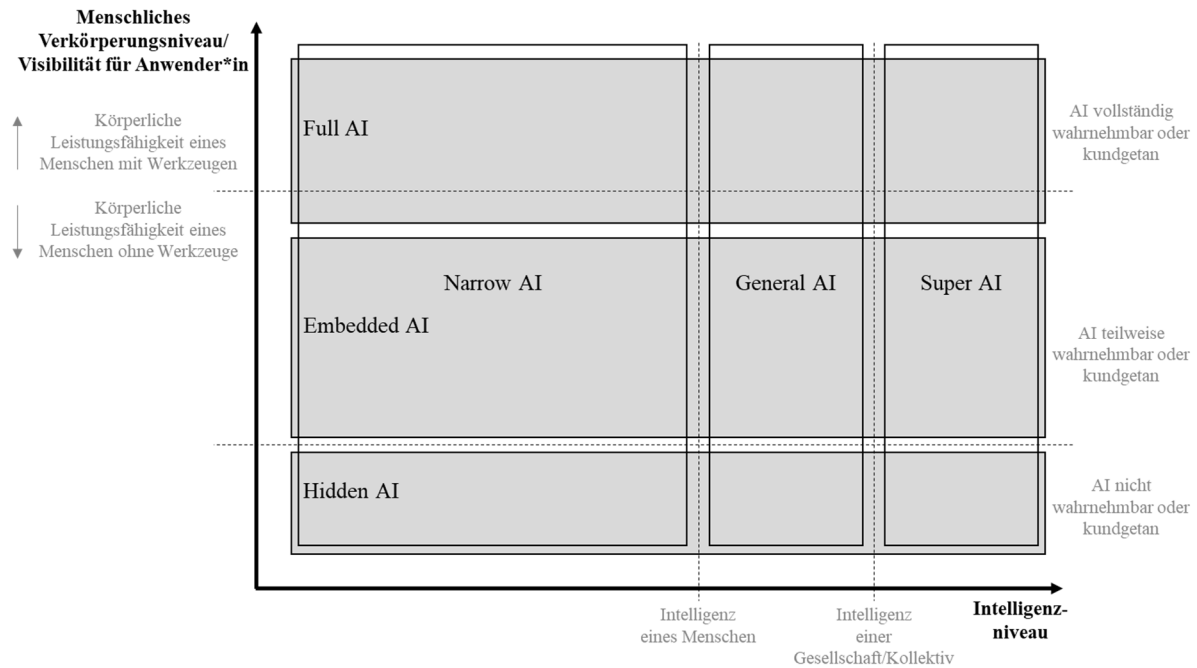


Abbildung 20: Maturitätsstufen und Verkörperungsniveau von KI
(eigene Darstellung in Anlehnung an Scheuer, 2020, S. 13)

Derartige Abgrenzungsmodelle helfen, eine gemeinsame Sprache zu verwenden und explizieren zu können, von welchem Fall die Rede ist. Eine dritte Möglichkeit hierfür besteht in der Unterscheidung zwischen assisted, augmented und autonomous Intelligence. Grotenhermen, Oldeweme, Bruckes und Uhlending (2020, S. 6) veranschaulichen, wie das Zusammenspiel zwischen Mensch und Maschine je nach Aufgabenfeld und KI-basierter System unterschiedlich ausfallen kann. Vertiefere Ausführungen zum Thema der Augmentation wurden bereits in Kapitel 5 erarbeitet. Für die Untersuchung KI-basierter Systeme in dieser Monografie werden alle drei Arten des Modells von Grotenhermen et al. (2020) einbezogen.

Menschlicher Einfluss		Systemautonomie
Assisted Intelligence - System, als Werkzeug für klar abgegrenzte und sich wiederholende Routinen, liefert Informationen - Menschliche*r Nutzer*in entscheidet		Augmented Intelligence - Kollaboration: System lernt aus den Inputs des Menschen, welcher wiederum von den präzisen Informationen profitiert - Menschliche*r Nutzer*in steuert Grad der Autonomie und Mitbestimmung des Systems
		Autonomous Intelligence - System entscheidet und handelt eigenständig, ausgerichtet an einer vorab (vom Menschen) definierten Zielfunktion - Menschliche*r Nutzer*in überwacht das System, jedoch nicht dauerhaft

Abbildung 21: Eigenständigkeit von KI-basierten Systemen
(eigene Darstellung in Anlehnung an Grotenhermen et al., 2020, S. 6)

Für das erläuterte Kontinuum finden sich von verschiedenen Autor*innen unterschiedliche Bezeichnungen, die im Grundsatz indes die gleiche Bedeutung haben.

Alternative Bezeichnungen für die Dreiteilung sind beispielsweise ‚AI in the loop of human intelligence‘, ‚hybrid‘, ‚human in the loop of AI‘ (Dellermann, Ebel, Söllner & Leimeister, 2019, S. 640) oder die Bezeichnung als Unterstützungs-, Kollaborations- und Substitutionsperspektive (Myrach, 2008, S. 123). Als alternative Bezeichnungen für die drei Stufen nennen Hecker et al. (2017, S. 6) assistiv, kooperativ oder autonom. Ausserdem unterscheidet die Autorenschaft zwischen in die physische Welt eingebetteten (verkörpert) und digitalen Systemen.

In Tabelle 15 ist zusammengefasst, welche Arten respektive Maturitätsstufen KI-basierter Systeme in dieser Forschungsarbeit als Untersuchungsgrundlage dienen. Die durchgestrichenen Varianten werden in dieser Forschungsarbeit nicht weiter bearbeitet.

Tabelle 15: Untersuchungsfokus in Bezug auf KI-Maturitätsstufen
(eigene Darstellung)

Maturitäts-Modell		
Festlegung Untersuchungsfokus		
Maturitätsstufen	Sichtbarkeit	Eigenständigkeit
Schwache KI	Hidden	Assisted
~~Starke KI~~	Embedded	Augmented
~~Super KI~~	Full	Autonomous

KI-basierte Systeme, die in die ausgewählten Kategorien fallen, bestehen aus verschiedenen Komponenten. Diese werden im nächsten Schritt ausgearbeitet.

4.6 Maschinelles Lernen

Maschinelles Lernen wird als Schlüssel- oder Kerntechnologie von KI bezeichnet (Hecker et al., 2017, S. 8). Diese Bezeichnung kann in zweifacher Hinsicht irreführend sein. Zum einen dient maschinelles Lernen als Überbegriff für diverse und teilweise höchst unterschiedliche technische Verfahren und keine Technologie per se. So ist auch zu beachten, dass die Verwendung des Begriffs der KI noch nichts über die verwendete(n) Technologie(n) aussagt (Häfner & Morf, 2019, S. 45). Zum anderen gibt es, je nach Definition, auch KI ohne maschinelles Lernen. Beispiele für solche KI-Systeme folgen im weiteren Verlauf dieser Arbeit. Darüber hinaus bestehen KI-basierte Systeme aus mehr Komponenten als nur maschinellem Lernen (Kaplan & Haenlein, 2019, S. 17). Nachfolgend soll zunächst maschinelles Lernen näher definiert und dazugehörige Kernkonzepte beleuchtet werden. Aufgrund der sozialwissenschaftlichen Ausrichtung dieser Forschungsarbeit verbleiben die nachfolgenden Ausführungen auf einem hohen Meta-Level. Die Beschreibung erfolgt lediglich grob und ohne den Anspruch, sämtliche

technischen Möglichkeiten und Aspekte abzudecken. Es wird auf diejenigen Technologien fokussiert, die aktuell im Managementkontext viel diskutiert sind [Teilbereiche von Machine Learning (ML), Deep Learning (DL) und Natural Language Processing (NLP)]. Typische Darstellungen differenzieren zwischen KI, Machine Learning und Deep Learning. Maschinelles Lernen (ML) bezeichnet gemäss SBFI (2019, S. 103) „Ansätze, bei welchen Maschinen die Fähigkeit besitzen, sich ihr eigenes Wissen anzueignen, indem sie Muster aus Rohdaten extrahieren und auf dieser Basis automatisiert robuste Prognosen in komplexen Daten erstellen“ (S. 103).

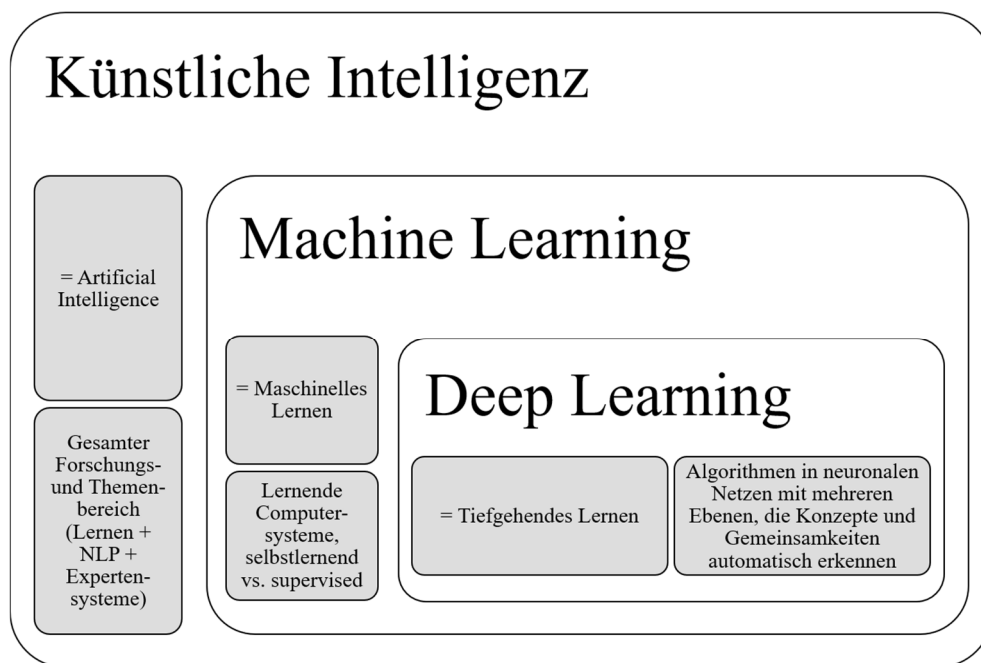


Abbildung 22: KI, Machine Learning und Deep Learning
(eigene Darstellung in Anlehnung an Hildesheim & Michelsen, 2019, S. 123)

Während KI das gesamte System und verschiedene Technologien umfasst, verkörpern Machine Learning und Deep Learning relevante Komponenten davon. Deep Learning kann als Unterform von Machine Learning bezeichnet werden und ist insbesondere für die aktuellen Durchbrüche sowie Fortschritte im KI-Thema verantwortlich. Dazu zählen Beispiele in der Gesichtserkennung, Bildverarbeitung und Spracherkennung. Deep Learning befindet sich seit rund zehn Jahren auf dem Vormarsch und gehört zur Klasse der neuronalen Netze. Andere Verfahren maschinellen Lernens wurden bereits in den 1950er-Jahren als Unterkategorie von KI eingeführt (Anandhavalli & Areej, 2020, S. 189; Döbel et al., 2018, S. 10; Keller et al., 2019, S. 3). Eine relevante Grundvoraussetzung für maschinelles Lernen sind geeignete und häufig umfangreiche Datensätze. Nicht alle KI-Anwendungen haben dieselben Anforderungen in Bezug auf die Menge und Qualität der Trainingsdaten, aber die Erfüllung der Anforderungen eines

bestimmten Systems an verfügbaren Daten ist zwingend für erfolgreiche Lernphasen. Nähere Ausführungen zum Datenthema erfolgen in den Unterkapiteln 4.7 und 7.9.

Bei maschinellem Lernen werden anhand von Daten durch Lernalgorithmen Modelle erstellt, die wiederum auf neue Daten angewendet werden können (Döbel et al., 2018, S. 13). Es handelt sich bei Modellen um eine Abstraktion der Wirklichkeit. Döbel et al. (2018, S. 29) unterscheiden zwischen Lernstil (drei Hauptgruppen) und Lernaufgaben, um Algorithmen des maschinellen Lernens zu beschreiben. Nachfolgend werden diese erläutert – unterteilt in drei Hauptgruppen sowie basierend auf der Heranziehung verschiedener Autor*innen (Abele & D'Onofrio, 2020, S. 49; Brynjolfsson & Mitchell, 2017a, S. 1–2; Döbel et al., 2018, S. 25; Dukino et al., 2020, S. 52–53; Kaplan & Haenlein, 2019, S. 19).

Maschinelle Lernverfahren:

1. Überwachtes Lernen (engl. Supervised Learning):

Methoden des überwachten Lernens (engl. Supervised Learning) bilden eine gegebene Menge von Eingaben auf eine gegebene Menge von (gekennzeichneten) Ausgaben ab. Beispiel: Verwendung einer grossen Datenbank mit gekennzeichneten Bildern zur Unterscheidung zwischen Bildern, die einen Chihuahua zeigen, und solchen, die einen Muffin präsentieren (Kaplan & Haenlein, 2019, S. 19). Die Bezeichnung der Überwachung bezieht sich auf die Trainingsdaten. Im produktiven Lauf läuft das System selbstständig (Kaplan & Haenlein, 2019, S. 19). Gemäss Anandhavalli und Areej (2020, S. 192) ist Deep Learning besonders für Assoziations-, Klassifikations-, Clustering- und Vorhersage-Probleme geeignet. Die Autor*innen bezeichnen CNN, RNN sowie generell DNN als verwendete Verfahren in E-Learning-Lösungen.

CNN = „Diese sind spezifisch daraus ausgerichtet, mit (hauptsächlich) zweidimensionalen Daten umzugehen, weshalb sie insbesondere für die Verarbeitung von Bildern geeignet sind. In den Bereichen Bilderkennung, Personenidentifikation, autonomer Robotik und selbstfahrenden Autos, aber auch in der Spracherkennung ist diese sehr erfolgreiche Variante der KNN heute stark dominierend und erzielt spektakuläre Resultate. Neuere CNN-Architekturen verfügen über 10 bis 20 Schichten, Hunderte von Millionen Gewichten und Milliarden von Verbindungen zwischen den Knoten. Während das Training solch grosser Netzwerke noch vor zwei Jahren Wochen dauern konnte, haben die Fortschritte bei der Parallelisierung von Hardware, Software und Algorithmen die Trainingszeiten auf wenige Stunden reduziert.“ (SBFI, 2019, S. 107)

RNN = „Recurrent Neural Networks (RNN): Eine weitere bedeutsame Erweiterung sind RNN. Während CNN besonders gut mit Daten umgehen können, die in (zwei) Dimensionen angeordnet sind, sind RNN auf sequentielle Daten spezialisiert. Daher sind diese Modelle besonders erfolgreich bei der Textverarbeitung. Eine der erfolgreichsten Implementationen von RNN ist das sog. long short-term memory (LSTM), welches am Instituto Dalle Molle di Studi sull'Intelligenza Artificiale (IDSIA) in Lugano entwickelt wurde. Die darauf basierenden Algorithmen werden heute in rund 3 Milliarden Smartphones täglich benutzt und betreiben u.a. die Spracherkennung und Übersetzung von Google sowie die Übersetzung bei Facebook.“ (SBFI, 2019, S. 107)

SBFI (2019, S. 103) nennt Bildklassifikation, Spamfilter oder medizinische Diagnose als typische Anwendungen von überwachtem Lernen.

2. Unüberwachtes Lernen (engl. Unsupervised Learning)

Beim unüberwachten Lernen sind die Eingaben gekennzeichnet, nicht aber die Ausgaben. Dies bedeutet, dass der Algorithmus die zugrunde liegende Struktur aus den Daten selbst ableitet. Unüberwachtes Lernen wird häufig im Zusammenhang mit Data Mining gesetzt. Die Cluster-Analyse, die darauf abzielt, Elemente in ähnlichen Kategorien zu gruppieren, bei der aber weder die Struktur dieser Cluster noch ihre Anzahl im Voraus bekannt ist, fällt in diese Gruppe (Kaplan & Haenlein, 2019, S. 19).

Beispiel: Die Spracherkennung – bekannt durch Apples Siri oder Amazons Alexa – kann mit unüberwachtem Lernen durchgeführt werden.

Da das Ergebnis vom Algorithmus selbst abgeleitet wird, ist es nicht möglich, die Genauigkeit oder Richtigkeit des Ergebnisses zu beurteilen. Die Benutzenden müssen dem KI-System daher mehr Vertrauen entgegenbringen, was für die Manager*innen unangenehm sein kann (Kaplan & Haenlein, 2019, S. 19).

SBFI (2019, S. 104) bezeichnet Kundensegmentierung oder Produktempfehlungen als typische Anwendungen unüberwachten Lernens.

3. Bestärkendes Lernen (engl. Reinforcement Learning)

Beim bestärkenden Lernen erhält das System eine zu maximierende Ausgangsvariable und eine Reihe von Entscheidungen, die getroffen werden können, um den Ausgang zu beeinflussen. Es handelt sich in dem Sinne um eine besondere Form überwachten Lernens. Hier wird nicht, wie beim überwachten Lernen, das Endergebnis vorgegeben, sondern jeweils die Wahrscheinlichkeit beurteilt, inwiefern das Ergebnis dem erwünschten Ergebnis entspricht (Kaplan & Haenlein, 2019, S. 19).

Beispiel: Ein KI-System soll lernen, Pac-Man zu spielen, indem es einfach weiss, dass Pac-Man sich nach oben, unten, links und rechts bewegen kann und dass das Ziel darin besteht, die im Spiel erzielte Punktzahl zu maximieren. AlphaGo ist ein weiteres prominentes Praxisbeispiel, in dem Reinforcement Learning eingesetzt wurde, und der Software-Gigant Microsoft nutzt Reinforcement Learning, um die auf MSN.com publizierten Schlagzeilen auszuwählen, indem das System mit einer höheren Punktzahl belohnt wird, wenn mehr Besucher*innen auf einen bestimmten Link klicken (Kaplan & Haenlein, 2019, S. 19).

Während also überwachtes Lernen und bestärkendes Lernen mit trainiert werden, ermöglichen es unüberwachte maschinelle Verfahren, aus unüberschaubaren und komplexen Datenbasen Schlüsse zu ziehen und sie interpretierbar zu machen. „Einen Kompromiss zwischen überwachtem und unüberwachtem Lernen bildet das semi-überwachte oder auch halbüberwachte Lernen (engl. Semi-Supervised Learning)“ (Döbel et al., 2018, S. 28). Hier werden gemäss Döbel et al. (2018, S. 28) die gleichen Lernaufgaben wie bei überwachtem Lernen gelöst, aber nur ein Teil der Ergebnis-Trainingsdaten wird mit Labels versehen. Als Strategie kann beispielsweise Clustering mit Klassifizierung kombiniert werden. In einem solchen Fall wird zunächst ein Clustering-Algorithmus angewendet und danach werden die Cluster mit den wenig verfügbaren gelabelten Trainingsdaten klassifiziert.

Eine detaillierte Übersicht zu den Unterkategorien der drei Hauptlernverfahren maschinellen Lernens kann im Anhang eingesehen werden (siehe Anhang 15: Übersicht maschinelle Lernverfahren).

Ein wichtiger Bestandteil in Kombination mit maschinellem Lernen und Deep Learning sind Algorithmen (SBFI, 2019, S. 21). DFKI und Bitkom (2017) definieren Algorithmen wie folgt:

„Algorithmen sind mathematisch-statistische Modelle, die auf Basis einer bestimmten Fragestellung und dem zu Grunde liegenden Datenmodell neue Erkenntnisse oder Aussagen bis hin zur Entscheidungsunterstützung liefern.“ (S. 67)

Zur Erreichung von Lernaufgaben kommen verschiedene Algorithmen zum Einsatz. „Viele AI-Anwendungen bestehen aus Kombinationen dieser Algorithmen, teilweise auch ergänzt mit regelbasierten Algorithmen.“ (Häfner & Morf, 2019, S. 48) Dies ermöglicht das Lösen anspruchsvoller Probleme, da die Kombination verschiedener Algorithmen auf unterschiedliche Teilaufgaben in einem KI-System möglich ist (SBFI, 2019, S. 7). Auch ist zu Beginn einer Entwicklung häufig nicht eindeutig klar, welche Algorithmen zum besten Ergebnis führen. So werden oftmals hybride

Zusammensetzung und verschiedene Modelle getestet und verglichen, bis das beste Resultat erreicht ist. Eine Zusammenstellung an verschiedenen Lernaufgaben für Algorithmen kann im Anhang eingesehen werden (siehe Anhang 16: Typische Lernaufgaben von Algorithmen). P. Wang (2019, S. 7) weist darauf hin, dass die verschiedenen KI-Algorithmen verschiedene theoretische Grundlagen haben und auf verschiedene Problemstellungen angewendet werden können. Solche Problemstellungen können in Subdomänen auf verschiedenen Ebenen von KI bestehen, zum Beispiel Machine Learning, Natural Language Processing, Robotics, Reasoning oder Vision. Forschende identifizieren sich häufig stärker mit solchen Subdomänen als mit dem Überbegriff KI.

Für verschiedene Verfahren des maschinellen Lernens sind mittlerweile vorgefertigte und etablierte Grundlagen verfügbar. Eine bekannte Grundlage ist beispielsweise der Generative Pre-trained Transformer 3 (GPT-3) von OpenAI. GPT-3 gehört in die Kategorie des Natural Language Processings und wird für das Verfassen von Texten und anderen sprachbasierten Aufgaben eingesetzt. Solche Grundlagen sind zum Beispiel in Software-Bibliotheken zu finden und enthalten annotierte Datensätze, vortrainierte neuronale Netze oder Frameworks (Dukino et al., 2020, S. 76). Open-source-Lizenzen für Technologien wie Google's Tensorflow, Amazon's Alexa oder Microsofts Computational Network Tool Kit verhelfen zu einer besseren Verbreitung KI-basierter Systeme (Krogh, 2018, S. 404).

Wie in der Historie aufgezeigt, haben sich die technologischen Möglichkeiten und Verfahren des maschinellen Lernens über die Zeit weiterentwickelt und sind vielfältiger geworden. Während zu den Begründungszeiten des KI-Begriffs regel- und skriptbasierte Expertensysteme im Zentrum des KI-Begriffs standen, werden sie heute je nach Autor*Autorin bewusst vom aktuellen KI-Begriff ausgegrenzt. Xie et al. (2020, S. 1) verdeutlichen, dass das Verständnis von moderner KI eine anderes ist als dasjenige von konventioneller KI. Zu moderner KI zählen gemäss den Autoren beispielsweise Deep Neural Networks (DNN) und Reinforcement Learning. Die Autoren rufen dazu auf, insbesondere diese Verfahren des maschinellen Lernens im Bildungskontext zu erforschen, da diese den grössten Neuigkeits- und Disruptionsgehalt aufweisen. Diesem Aufruf wird in dieser Forschungsarbeit nachgekommen. So liegt das Hauptaugenmerk dieser Monografie auf moderner KI (engl. modern AI) gemäss Xie et al. (2020, S. 1). Insbesondere die Diskussionen rund um Ethik, Daten und weitere Aspekte beziehen sich auf Systeme, die lernende Anteile aufweisen und aufgrund ihrer Beschaffenheit neue Anwendungspotenziale und Herausforderungen mit sich bringen. Da KI-basierte Systeme aber hybrid sein können und regelbasierte Systeme teilweise Vorstufen von modern AI sind, wird der Einbezug regel- und skriptbasierter Systeme in der Untersuchung im Corporate-

Learning-Kontext nicht kategorisch ausgeschlossen (Häfner & Morf, 2019, S. 48). Der Fokus modern AI mit gleichzeitiger Berücksichtigung regel- und skriptbasierter KI-Lösungen, deren Potenzial in der aktuellen Corporate-Learning-Situation noch nicht ausgeschöpft ist, entspricht einer realistischen Betrachtung – auch hinsichtlich des aktuellen Praxisstands, der sich im Bildungskontext hauptsächlich durch regel- und skriptbasierte Lösungen charakterisieren lässt (Renz & Krishnaraja, 2020, S. 7). „Die Wahl der Methode sollte sich immer nach den Anforderungen der Aufgabe richten.“ (Döbel et al., 2018, S. 56) Dies spricht dafür, dass nicht der neuste und leistungsfähigste Algorithmus für alle Zwecke der geeignete ist, sondern dass für gewisse Aufgaben nach wie vor auch regelbasierte Systeme zweckmässig sein können.

In der Fallstudienuntersuchung wird ein bewusster Schwerpunkt auf modern AI gelegt, da hier das Neuigkeits- und Veränderungspotenzial mit gleichzeitig wenigen Erfahrungen in der Praxis besonders gross ist.

Somit wird im weiteren Verlauf der Forschungsarbeit der Begriff der KI-basierten Systeme so verwendet, dass er Modern-AI-Funktionalitäten einschliesst und über eine reine konventionelle KI hinausgeht.

Mindestanforderungen an Unternehmen, um überhaupt die Potenziale KI-basierter Systeme ausschöpfen zu können, sind gemäss Dukino et al. (2020, S. 76) und van Giffen, Borth und Brenner (2020, S. 4) digitalisierte Prozesse und Objekte, die Dataifizierung davon, leistungsfähige und ständig verfügbare Rechner und Rechenkapazitäten sowie im Idealfall bestehende Grundlagen und Know-how für Algorithmen. Daten verkörpern eine zentrale Komponente KI-basierter Systeme. Kernbegriffe und Konzepte werden im nächsten Unterkapitel beleuchtet, während für Corporate Learning spezifische Datenaspekte im Rahmen der Literaturanalyse näher erörtert werden (siehe Unterkapitel 7.9).

4.7 Daten/Data Science

„Egal, wie man es nennt - innovative Datenanalysemethoden, Analytik, maschinelles Lernen, KI, Computational Social Science oder Data Science - Daten sind zur vorherrschenden Währung für organisatorische und gesellschaftliche Veränderungen geworden.“ (eigene Übersetzung; Yoon, 2018, S. 304)

Eine relevante verwandte Disziplin zum Feld der KI ist das Thema der Data Science. Data Science ist ein zentraler Enabler von KI-Anwendungen. Daten fungieren als Basis eines lernenden Algorithmus und können als Achillessehne von KI bezeichnet werden (SBFI, 2019, S. 25). KI-Anwendungen sind gemäss SBFI (2019) „von der Qualität der Daten und Algorithmen abhängig“ (S. 8) und müssen sich in Bezug auf „Aufwand für

initiales Training, Sicherstellen der Aktualität der trainierten Systeme, Gefahr von Bias basierend auf den Daten“ eignen (ebd., S. 25).

Eine Technologie, die oftmals in Verbindung mit KI und Big Data genannt wird, ist das Internet der Dinge (engl. Internet of Things, IoT). IoT ist eine Möglichkeit, grosse Datenmengen zu generieren, indem Gegenstände mit Sensoren und Chips versehen werden, die Daten sammeln und austauschen können (DFKI & Bitkom, 2017, S. 28; Kaplan & Haenlein, 2019, S. 17). Diese Daten können Input für KI-Anwendungen sein und in die Kategorie von Big Data fallen. Big Data umfasst dabei einiges mehr an Daten als solche, die aus dem IoT-Bereich stammen. Die weltweite Verbreitung der Internettechnologie und die dadurch ermöglichten Daten sind zentral für Big Data (Döbel et al., 2018, S. 24). Big Data und Internet of Things, die wiederum durch Cloud-Computing befeuert werden, werden als besondere Treiber des Fortschritts von KI bezeichnet (DFKI & Bitkom, 2017, S. 33; World Economic Forum, 2018, S. 7). KI kann, muss aber nicht auf Big Data beruhen.

Big Data oder auch Daten im Generellen können durch die sogenannten 3V beschrieben werden. Je nach Autorenschaft werden die 3V auf 5V erweitert (Döbel et al., 2018, S. 24; DFKI & Bitkom, 2017, S. 27–28; Häfner & Morf, 2019, S. 46; Karwehl & Kaufeld, 2021, S. 12; Kreutzer & Sirrenberg, 2020b, S. 65; Strohmeier, 2017, S. 340; Wenzel & van Quaquebeke, 2018, S. 550–551).

- Datenumfang (engl. **volume**): Es handelt sich um die Grösse der Datenmenge.
- Datenvarietät (engl. **variety**): Es liegen unterschiedliche strukturierte und unstrukturierte Datentypen aus unterschiedlichen Quellen vor (z. B. Text-, Audio-, Video-, Sensor-, Bilddaten).
- Datengeschwindigkeit (engl. **velocity**): Die Daten verändern sich schnell und müssen deswegen auch schnell erfasst und ausgewertet werden können.

Nachstehende Grafik verdeutlicht die 3V:

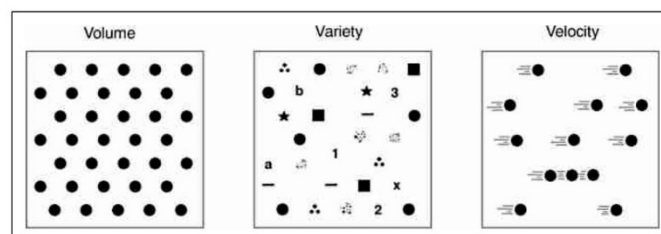


Abbildung 23: Visuelle Darstellung der 3V

(Darstellung in Anlehnung an Wenzel & van Quaquebeke, 2018, S. 550)

Einige Autor*innen ergänzen die 3V durch zwei Charakteristika, die mit V beginnen, um Daten zu beschreiben. Die Ergänzung mündet in 5V.

- Datenglaubwürdigkeit und -wahrhaftigkeit (engl. **validity** bzw. **veracity**): Die Daten sind glaubwürdig und haben eine gute Qualität. Die Qualität umfasst beispielsweise die Gültigkeit im Zeitverlauf (engl. *timeliness*), Fehlerfreiheit (engl. *correctness*), Vollständigkeit im Sinne einer Abdeckung der relevanten Bereiche (engl. *completeness*) und Konsistenz respektive Widerspruchsfreiheit (engl. *consistency*).
- Datennutzen (engl. **value**): Die Auswertung der Daten liefert einen Mehrwert.

Strohmeier (2017, S. 345) schlussfolgert, dass sich HR-Daten gemäss einer strikten Auslegung der 5V in den meisten Fälle nicht als Big Data klassifizieren, dass sich aber Umfang, Varietät und Geschwindigkeit erhöhen. Gemäss Sprachgebrauch in der HR-Literatur und -Praxis und somit entsprechend einer nicht gänzlich strikten Auslegung der 5V wird bereits von Big Data gesprochen, auch wenn es sich eigentlich um Datenmengen handelt, die streng genommen nicht zu Big Data gehören, aber dennoch für KI-basierte Systeme relevant sind. Für die Kategorisierung zentraler Datenarten wird typischerweise in strukturierte und unstrukturierte Daten unterschieden (AI HLEG, 2019a, S. 2; Döbel et al., 2018, S. 24).

- Strukturierte Daten: Daten, die anhand von Modellen vorstrukturiert und organisiert sind
- Unstrukturierte Informationen: Bild-, Audio- und Textdaten

KI-basierte Systeme haben das Potenzial, beide Arten von Daten bearbeiten zu können. Während herkömmliche Analysemethoden an ihre Grenzen in der Bearbeitung von Big Data geraten, haben Algorithmen des maschinellen Lernens entsprechende Kapazitäten. Der Umgang mit Daten erfordert verschiedene Schritte wie „Beschaffung, Verarbeitung, Speicherung, Verwaltung und Verbreitung von Informationen“ (SBFI, 2019, S. 48). Daten-Governance, Datenstrategien sowie das Thema Datenkultur sind zentrale Aspekte innerhalb der Data Science im Unternehmenskontext (Abele & D'Onofrio, 2020, S. 52–53; de Witt, C., Rampelt, F., Pinkwart, N., 2021, S. 35). Die folgende Tabelle verdeutlicht dies:

Tabelle 16: Zentrale Aspekte von Data Science im Unternehmenskontext
(eigene Darstellung)

Daten-Governance	„Unternehmensweiter Rahmen für die Zuweisung von entscheidungsbezogenen Rechten und Pflichten, um mit Daten als Unternehmensvermögen angemessen umgehen zu können.“ (eigene Übersetzung; Otto, 2011b, S. 47, zit. in Alhassan, Sammon & Daly, 2016, S. 65). Die Autorenschaft zeigt auf, dass zentrale Elemente einer Daten-Governance die Prinzipien zum Umgang mit Daten, Regelungen zur Datenqualität, Metadaten, Datenzugänge und Datenlebenszyklen umfassen.
Datenstrategie	„Mit einer Datenstrategie soll sichergestellt werden, dass die Sammlung, Aggregation, Speicherung, Bereitstellung, Pflege und Archivierung von Daten sowie die Aufbereitung, Manipulation, Anreicherung und Umwandlung der gesammelten und gespeicherten Daten im Hinblick auf eine sinnvolle Nutzung oder Wiederverwendung zur Erreichung der festgelegten Ziele wirksam sind“ (eigene Übersetzung; Abele & D'Onofrio, 2020, S. 52–53).
Datenkultur	„Datenkultur beschreibt eine überindividuelle Bereitschaft zur Arbeit mit digitalen Daten innerhalb einer Organisation oder Gesellschaft. In Anlehnung an Konzepte der Organisationskultur wird Datenkultur oft in Verbindung mit positiven Haltungen und Einstellungen gegenüber dem Wert und der Nutzung digitaler Daten beschrieben.“ (De Witt, C., Rampelt, F., Pinkwart, N., 2021, S. 35) Eine Datenkultur wirkt sich darauf auf, inwiefern Daten geteilt und kultiviert werden (ebd., S. 35).

Zentrale Aufgaben im Umgang mit KI-basierten Systemen und deren Datengrundlage ist die Aufbereitung von Trainingsdaten. Hier gilt es insbesondere, auf Aspekte wie Robustheit, Transparenz und Vertrauen zu achten. Die Erreichung zielführender Trainingsdaten wird als aufwändiger Prozess beschrieben, der zentral für den Erfolg eines KI-basierten Systems ist (Abele & D'Onofrio, 2020, S. 59).

4.8 Eignung KI-basierter Systeme

„Wertschöpfend sind gemeinsam verrichtete, zwischen Mensch und Maschine gut aufgeteilte Tätigkeiten insbesondere, wenn die eine Seite mit ihren Stärken die Schwächen der jeweils anderen Seite kompensiert.“ (DFKI & Bitkom, 2017, S. 166)

Ziel dieser Arbeit ist es nicht, eine detaillierte Auslegeordnung pro Algorithmus oder Funktion zu entwickeln, sondern auf strategisch-konzeptioneller Ebene grundsätzliche Anwendungen und Nutzenpotenziale zu diskutieren und einzuordnen. Es werden nachfolgend generische Aspekte diskutiert, die sich nicht in jedem Fall auf alle Varianten KI-basierter Systeme übertragen lassen, aber grobe Aussagen und Annahmen zulassen, wie und wo KI potenziell Mehrwerte für Corporate Learning generieren könnte. Welche Kombination an Algorithmen und Zusammensetzung der KI-basierten Systeme zielführend sind, müsste im Einzelfall und situativ betrachtet werden. Die Erarbeitungen bedeuten eine Annäherung an folgende Frage:

„Was macht eine Problemstellung in einer Organisation aus, die von KI-Lösungen profitiert oder profitieren könnte?“ (eigene Übersetzung; Krogh, 2018, S. 407)

Der Fokus liegt auf modern AI. Um Anwendungen und Nutzenpotenziale KI-basierter Systeme für Corporate Learning diskutieren zu können, ist die Kenntnis über die Stärken solcher Systeme zentral. Wie die vorherigen Ausführungen bereits erahnen lassen, greift die Annahme, dass für Menschen einfach zu erledigende Aufgaben auch für KI einfach zu erledigen sind, zu kurz. Probleme, die für einen Menschen einfach erscheinen, müssen also nicht gleichermassen einfach sein für eine Maschine. Dies veranschaulichen das Moravecsche Paradox, aber auch verschiedene andere Beispiele. Hans Moravec stellte fest, dass die Imitierung kognitiv anspruchsvoller Fähigkeiten eines Erwachsenen weniger Rechenleistung benötigt als die Imitierung gewisser Handlungen, die bereits ein Einjähriger umsetzen kann. Als Beispiele werden Schachspielen oder das Bestehen eines Intelligenztests genannt, die einfacher umzusetzen sind als die Wahrnehmung und Mobilität eines Kleinkindes (Colombo et al., 2020, S. 69). Während es ein Kind schafft, nach wenigen Beispielen ein Tier eindeutig zu erkennen, ist für die gleiche Leistung durch eine Maschine eine Grosszahl an Trainingsdaten und Training erforderlich. Das Paradox wurde vor über 30 Jahren entdeckt, besitzt aber nach wie vor Gültigkeit.

„Die wahre Herausforderung für die künstliche Intelligenz besteht darin, Aufgaben zu lösen, die für den Menschen leicht zu bewältigen, aber nur schwer formal zu beschreiben sind, z. B. Probleme, die wir intuitiv lösen und als automatisch empfinden, wie das Erkennen von gesprochenen Wörtern oder Gesichtern in Bildern.“ (eigene Übersetzung; Pedró et al., 2019, S. 39)

In Anlehnung an den Turing-Test nennen Kaplan und Haenlein (2019, S. 24) den Kamprad-Test, bei dem ein IKEA-Stuhl von einer Maschine zusammengesetzt wird. Die Umsetzung davon wird als einiges anspruchsvoller bezeichnet als das Trainieren eines KI-basierten Systems in Bezug auf das Gewinnen kognitiv-basierter Spiele wie Go. Die Analogie zwischen Einfachheit und Eignung eines Tasks für den Menschen und für die Maschine ist mithin nicht zielführend. Die Herausforderung ist, Stärken und Schwächen von Mensch und Maschine zu kennen und so das Potenzial von KI ausschöpfen zu können. Wie Cope et al. (2020, S. 2) erklärt, ist nicht nur der Mensch in einzelnen Tasks den Maschinen überlegen, sondern auch umgekehrt. Das folgende Gleichnis verdeutlicht dies:

„Eine Schaufel ist mehr (und weniger) als eine Hand, eine Planierdrause sogar noch mehr (und auch wieder weniger). Alle Werkzeuge leisten mehr, als der menschliche Geist und Körper aus eigener Kraft erreichen kann, weshalb wir sie erschaffen und benutzen -

obwohl die Werkzeuge gleichzeitig mehr und in wichtigen Aspekten weniger sind. Wir müssen das Mehr und das Weniger spezifizieren.“ (eigene Übersetzung; Cope et al., 2020, S. 2)

Eine Betrachtungsweise, welche Tasks sich für herkömmliche IT-Systeme und für Automatisierungen eignen, ist zudem kein ausreichender Hinweis bezüglich einer Eignung eines KI-basierten Systems für einen Task. So können KI-basierte Systeme komplexe Probleme lösen, was durch herkömmliche Computer und Verfahren der Automatisierung nicht möglich ist (Dukino et al., 2020, S. 76), da KI-basierte Systeme unterschiedliche ML-Algorithmen kombinieren können, welche Teilaufgaben lösen (SBFI, 2019, S. 7). Dementsprechend werden komplexe Probleme in Einzelteile zerlegt. Die Komplexität eines Problems beschreiben Laa et al. (2020, S. 268) abhängig von der Anzahl an Funktionen und Variablen und dem Grad der Konnektivität zwischen diesen Funktionen und Variablen. Zudem spielen die Art der Beziehungen, sowie die Stabilität der Problemeigenschaften im Zeitverlauf eine Rolle.

KI-Systeme vereinen häufig mehr als nur einen Algorithmus. Mithin wirft sich die Frage auf, welche komplexen Probleme in Teilprobleme unterteilt werden und durch die Kombination verschiedener Algorithmen in einem KI-basierten System teilweise oder in Kombination mit einer menschlichen Partie (Stichwort Augmentation) gelöst werden können. Döbel et al. (2018) verdeutlichen dies wie folgt:

„Maschinelles Lernen (ML) bezweckt die Generierung von ‚Wissen‘ aus ‚Erfahrung‘, indem Lernalgorithmen aus Beispielen ein komplexes Modell entwickeln. Das Modell, und damit die automatisch erworbene Wissensrepräsentation, kann anschliessend auf neue, potenziell unbekannte Daten derselben Art angewendet werden. Immer wenn Prozesse zu kompliziert sind, um sie analytisch zu beschreiben, aber genügend viele Beispielesdaten – etwas Sensordaten, Bilder oder Texte – verfügbar sind, bietet sich Maschinelles Lernen an. Mit den gelernten Modellen können Vorhersagen getroffen oder Empfehlungen und Entscheidungen generiert werden ganz ohne im Vorhinein festgelegte Regeln oder Berechnungsvorschriften.“ (S. 9)

Es ist eine relevante Feststellung für die Untersuchung möglicher Anwendungen, dass durch eine Kombination an einzelnen Funktionen auch komplexe Probleme gelöst werden können. Analysefähigkeit und Vorstellungskraft sind dahin gehend vonnöten, wie heute durch Menschen ausgeführte Tätigkeiten feingliedrig beschrieben und in Algorithmen übersetzt werden können. Dafür sind hohes Fach- und Domänenwissen sowie analytische Kompetenzen erforderlich. Da die Beurteilung zur Eignung oder Einfachheit eines Tasks für den Menschen nicht analog für eine Maschine gilt, müssen andere

Ansätze herangezogen werden, um die Aufgabenpassung abschätzen zu können. Zu diesem Zweck werden in dieser Arbeit drei Zugänge gewählt:

- Vier Kriterien nach Cope et al. (2020), die in der Bildungsforschungsliteratur erschienen sind
- Acht Kriterien nach Brynjolfsson und Mitchell (2017b), wie sie beispielsweise auch von Grassmann und Schermuly (2021) zur Abschätzung von KI-Anwendungen für Coaching genutzt werden
- Eine Zusammenführung verschiedener Erkenntnisse von Autor*innen sowie Studien, die sich zu Stärken und Schwächen KI-basierter Systeme (Maschine) und Menschen äussern

Alle diese Zugänge beziehen sich auf schwache KI.

Cope et al. (2020, S. 2–3) zieht vier Bedingungen bei, die den Einsatz KI-basierter Systeme für den Bildungskontext kennzeichnen und aufeinander aufbauen:

1. Benennbarkeit: Die verschiedenen Faktoren, die für die Aufgabenerfüllung relevant sind, müssen einzeln und eindeutig benennbar sein.
2. Berechenbarkeit: Nach der Benennung der Faktoren ist auch die Berechenbarkeit von Bedeutung. Dafür ist in den meisten Fällen eine Reduktion der Merkmale eines Interessenobjekts auf ausgewählte kritische Merkmale notwendig. Die Reduktion kann sich auf Instanzen oder ganze Konzepte beziehen. Empirische Unterschiede und Komplexität der Welt müssen auf Regelmässigkeiten reduziert werden. Durch verbesserte Rechenleistungen und Algorithmen ist dies feingliedriger möglich. Die Stärke des Algorithmus liegt nicht in seiner angeborenen Intelligenz, sondern darin, dass er eine enorme Anzahl nicht intelligenter Schritte automatisiert. Kleine Berechnungen stellen inkrementelle Boolesche Entscheidungen dar, jede einzelne trivial, aber schliesslich komplex in der Anzahl der möglichen Verzweigungen im daraus resultierenden Entscheidungsbaum.
3. Messbarkeit: Die theoretische Berechenbarkeit muss durch tatsächlich Messungen sichergestellt werden. Durch Messgeräte, zum Beispiel Sensoren, können Aspekte erfasst werden, die ansonsten nicht digital abgebildet wären. Zudem finden sich Aspekte, die sich direkt in Zahlen abbilden lassen. Dazu gehören Entfernungen, Dimensionen, Formen, Farben, Zeiten, Temperaturen oder Geräusche. Für andere Aspekte wie Geschmack, Geruch, Textur oder Gefühle müssen zunächst Übersetzungsleistungen und adäquate Messmöglichkeiten angestellt werden, damit sie erfasst werden können. Es wird darauf hingewiesen, dass dank KI-Verfahren und der verbesserten technologischen Möglichkeiten,

insbesondere der Rechenleistungen, Aspekte gemessen werden können, die vor einiger Zeit noch nicht möglich gewesen wären.

4. Darstellbarkeit: Durch die Reduktion der relevanten Faktoren für die Berechnung gehen Informationen verloren. Am Ende muss trotz der Reduktion möglich sein, das gewünschte Resultat darstellen zu können. Auch hier ist zu entscheiden, in welcher Form dies geschieht. Es kann sich hier um eine Übersetzungsleistung handeln, wie es die Autor*innen mit folgendem Beispiel verdeutlichen: Daten-Input durch Tastatur, Kamera, Mikrofon oder Sensor sowie und Ausgabe über Bildschirm, Lautsprecher, haptisches Signal oder ein gedrucktes 3D-Objekt.

Cope et al. (2020) gelangen in diesem Kontext zu nachstehender Schlussfolgerung:

„Auf diese vier Arten sind die Prozesse der Bedeutungsübertragung durch binäre Zahlen in der künstlichen Intelligenz nicht mit der menschlichen Intelligenz vergleichbar und können es auch nie sein. Künstliche Intelligenz ist sowohl viel weniger als auch viel mehr als menschliche Intelligenz. In der Bildung müssen wir das Weniger erkennen (wir dürfen uns nicht zu dem Gedanken hinreissen lassen, dass Maschinen die Lehrer*innen ersetzen könnten) und das Mehr nutzen (wir müssen eine neue Art der Bildung entwerfen, die die Möglichkeiten der künstlichen Intelligenz voll ausschöpft).“ (eigene Übersetzung; S. 2–3)

Die vier Bedingungen nach Cope et al. (2020) bieten erste Hinweise zur Einschätzung, welche Aufgaben sich zu einer Übernahme durch KI-basierte Systeme eignen könnten. Gleichwohl sind diese noch zu wenig spezifisch, um eine tatsächliche Entscheidung zu ermöglichen. Die acht Kriterien nach Brynjolfsson und Mitchell (2017b, S. 1530) sind diesbezüglich eine wertvolle Ergänzung. Die Auflistung thematisiert im Kern das überwachte Lernen mit Fokus auf Deep Neural Networks (Brynjolfsson & Mitchell, 2017b, S. 1532–1533).

1. Erlernen einer Funktion, die klar definierte Inputs und klar definierte Outputs hat
2. Ein grosses (digitales und möglichst repräsentatives) Daten-Set, das Input-Output-Paare beinhaltet, existiert oder kann erstellt werden. Ansätze, mit denen solche Daten generiert werden können, listen Brynjolfsson und Mitchell (2017b, S. 1532) auf: Monitoring existierender Prozesse und Interaktionen, menschliches Labeling und Tagging, Kreation gänzlich neuer Daten-Sets oder Simulationen des zu lösenden Problems.
3. Der Task liefert klares Feedback mit klar definierbaren Zielen und Messgrößen.
4. Keine langen Logikketten oder Schlussfolgerungen, die auf verschiedenen Hintergründen oder gesundem Menschenverstand basieren.

5. Es wird keine Erklärung benötigt, wie die Entscheidung getroffen wurde.
6. Es besteht eine gewisse Fehlertoleranz und kein Bedarf nach überprüfbaren korrekten oder optimalen Lösungen.
7. Das Phänomen verändert sich nicht schnell über die Zeit.
8. Es sind keine spezialisierte Fingerfertigkeit, physischen Kompetenzen oder Mobilität erforderlich.

In der Literatur werden häufig Stärken des Menschen und Stärken der Maschinen gegenübergestellt, um Anwendungen abschätzen zu können. Diese Gegenüberstellung nimmt meist nur punktuelle Aspekte auf. Der Vergleich verschiedener Publikationen veranschaulicht, dass sich eine Zusammenfassung lohnt. Nachstehende Tabelle bietet eine solche Übersicht:

Tabelle 17: Stärken und Schwächen von Maschinen und Menschen

(eigene Darstellung in Anlehnung an AI HLEG, 2019a, S. 3; Bittner, Oestel-Reiß, Ebel & Söllner, 2019, S. 36–37; Daugherty & Wilson, 2018, S. 18; DFKI & Bitkom, 2017, S. 61 Dhawan & Batra, 2021, S. 16; Pedró et al., 2019, S. 39)

Tendenziell geeignet für KI-basierte Systeme/ Stärken der Maschine	Tendenziell weniger geeignet für KI-basierte Systeme/Stärken des Menschen
Task benötigt eine gleichbleibende Logik	Task erfordert eine hohe Intuition oder Urteils- kraft
Task erfordert die akkurate Ausführung wieder- holbarer Aufgaben	Task erfordert eine hohe situative Anpassung und Fingerspitzengefühl
Task erfordert Schnelligkeit	Task ist abhängig von Tagesaktualitäten und er- fordert deswegen neue statt bewährte Ansätze
Task erfordert Akkuratheit und Konsistenz in der Ausführung	Task erfordert die Einschätzung von Folgerisi- ken
Task erfordert 24/7	Task erfordert Flexibilität
Task erfordert die schnelle Verarbeitung grosser, sogar komplexer Datenmengen	Task erfordert gesunden Menschenverstand und Vernunft
Erkennen komplexer Muster oder Gewichtung mehrerer Faktoren nach konsistenten Regeln der Wahrscheinlichkeitstheorie	Task erfordert kritisches Denken, soziales Ver- halten, Leadership, Empathie, Kollaborativ oder feinfühlig Kommunikation
Gespeicherte Daten zuverlässig wiederfinden	Task ist abhängig von verschiedenen Kontextbe- zügen
Mehrere Probleme parallel ausführen	Task sollte unerwartete Stimuli wahrnehmen können
Task beinhaltet Situationen, bei denen emotio- nale Einflüsse vermieden werden sollten	Task umfasst Mehrdeutigkeiten
Grosse Mengen von Daten speichern	Neue Lösungen zu Problemen entwickeln
Einfach Berechnungen schnell durchführen	Mit abstrakten Problemen umgehen

Routine-Entscheidungen schnell treffen	Schwierige Entscheidungen bei unvollständiger Datenlage
Task erfordert mechanistische Reflexe, schnelle unreflektierte Reaktionen	Beobachtungen generalisieren
Task eignet sich für eine Skalierung	Aus Erfahrungen lernen
	Sich verändern können

Mensch und Maschinen haben folglich komplementäre Fähigkeiten, deren Kombination vielversprechend sind. Die hier aufgeführten Aussagen beziehen sich auf eine reine Substitutionsperspektive. Nichtsdestotrotz können einzelne KI-Anwendungen beispielsweise dem Menschen einen neuen Zugang oder eine neue Datenlage zum Thema der Empathie bieten (siehe Fallstudie C). In solchen Fällen sind KI-basierte Lösungen indes als Erweiterung für den Menschen zu verstehen, weniger als Ersatz. Als gängige Vorteile KI-basierter Systeme zählen keine Ermüdung, keine emotionale Befangenheit, keine Fehleranfälligkeit aufgrund beschränkter Aufmerksamkeitsspanne sowie Konsistenz und Einheitlichkeit in der Ausführung. Gleichzeitig verfügen solche Systeme über keine Intuition, keinen Kontextbezug und keine Flexibilität (Grotenhermen et al., 2020, S. 6). Ferner ist zu berücksichtigen, dass die Praxisprobleme und Aufgaben modelliert werden können. Dies geschieht jeweils über den Menschen. Menschliche Intelligenz fließt in die Entwicklung und das Training von KI ein. Durch die Kapazität und Stärken der KI können anschliessend Leistungen umgesetzt werden, die ein einzelner Mensch oder eine Gruppe von Menschen so nicht umsetzen könnte.

Als Fazit zur Eignungsabschätzung ist festzuhalten, dass die Analyse durch die schier undenkbar vielen Kombinationen von Aufteilungen der Problemlösung zwischen Mensch und Maschine und die verschiedenen Kombinationen von Algorithmen und Komponenten eines KI-basierten Systems höchst anspruchsvoll ist. Ferner erweitern sich die Möglichkeiten aufgrund technologischer Fortschritte kontinuierlich. Die Hinweise, dass andere Massstäbe als die Eignung von Tasks für Menschen oder herkömmliche IT-Systeme herangezogen werden müssen und wie sich diese zeigen, erscheinen als Analysegrundlage hilfreich. Die hier veranschaulichten Kriterien und Analysehilfen bieten mithin erste Ansatzpunkte, müssen aber im Einzelfall vertieft betrachtet, mit technisch versierten Personen diskutiert und zur Erlangung von Gewissheit im Rahmen von Experimenten erprobt werden.

4.9 Gefahren und Herausforderungen von KI

Drei prominent diskutierte Herausforderungen und Risiken in Bezug auf den KI-Einsatz in der Arbeitswelt sind folgende (AI HLEG, 2019a, S. 5; SBFI, 2019, S. 32–33; Seufert et al., 2021, S. 14–15; van Giffen et al., 2020, S. 6):

- Fehlende Nachvollziehbarkeit/KI-Systeme als Blackbox
- Datenbasierte Verzerrungen und Bias
- Sorgen und Ängste auf individueller und organisationaler Ebene

Fehlende Nachvollziehbarkeit/KI-Systeme als Blackbox: Je nach eingesetzten KI-Techniken kann nicht nachvollzogen werden, wie ein Ergebnis zustande kommt. Die Undurchsichtigkeit von Entscheidungsprozessen ist insbesondere in heiklen Situationen bedenklich. Die Transparenz zu Zielen und zur Basis in einem Entscheidungsprozess sollte vorhanden sein, was im vermehrten Ruf nach explainable AI gefordert wird.

Datenbasierte Verzerrungen und systematische Fehler (Bias), Fairness und Diskriminierungsaspekte: Die Datenbasis und Algorithmen beeinflussen das Verhalten der KI-basierten Systeme massgeblich. Sind die Daten oder Algorithmen in irgendeiner Weise verzerrt, kann dies zu schwerwiegenden Folgen und fehlender Fairness führen. Auch unbewusste menschliche Bias können ungewollt skaliert werden. Ein bekannter Fall aus dem HR-Kontext ist beispielsweise Amazons T3N, das unbeabsichtigt zur Diskriminierung von Frauen im Bewerbungsprozess führte. Neben verzerrten Trainingsdaten kann auch der Beizug veralteter und problematischer Theorien als Grundlage für KI-basierte Systeme eine Skalierung unerwünschter Effekte bedingen. Die Diskussion um Bias nimmt zwei Perspektiven ein. Zum einen können KI-Systeme mehr Objektivität und somit weniger Bias in Entscheidungssituationen im Managementkontext bewirken, denn auch Menschen unterliegen Bias. Zum anderen ist gleichzeitig die Gefahr sich bildender und systematischer Bias grösser.

Sorgen und Ängste auf individueller und organisationaler Ebene: Aktuelle KI-Systeme sind auf die Ziele ihrer Anspruchsgruppen ausgerichtet. Solche Ziele können variieren. Entsprechen die Verwendungszwecke ethischen und gesellschaftlichen Vorstellungen? An welchen normativen Grundlagen orientieren sie sich? Beispiele für Besorgnisse sind auf individueller Ebene Arbeitsplatzverlust, Verlust von Datenschutz oder Privatsphäre (Stichwort: gläserner Kunde und Datensammelwut) und auf organisationaler Ebene die Gefährdung der Integrität des Unternehmens, Untergrabung des Entscheidungsverhaltens durch Manipulation oder die Rationalisierung von Arbeitsplätzen (DFKI & Bitkom, 2017, S. 35; van Giffen et al., 2020, S. 6–7).

Zudem sind diverse statistische, mathematische und andere Herausforderungen aus der Data Science bei der Entwicklung und Anwendung KI-basierter Systeme zu beachten. Zwei prominente Herausforderungen davon sind gemäss Döbel et al. (2018, S. 47–52):

Overfitting und Underfitting: Im Fall von Over- oder Underfitting kann die Generalisierung von Trainingsdaten auf neue Daten fehlschlagen. Bei Overfitting wurden die Trainingsdaten zu exakt und inklusive Noise oder irrelevanten Attributen ausgewertet, sodass beispielsweise für die Erkennung eines Flugzeugs auch das Logo einer bestimmten Fluggesellschaft mit trainiert wird. Kommt ein Flugzeug einer anderen Fluggesellschaft dazu, wird das Flugzeug im Fall eines Overfits nicht als Flugzeug erkannt. Bei Overfitting ist das Modell zu genau auf die Trainingsdaten abgestimmt und lässt im operativen Einsatz keinen Spielraum für Beispiele, die von den Trainingsdaten etwas abweichen. In diesem Sinn kann auch hier von fehlender Generalisierung gesprochen werden. Bei Underfitting sind die Trainingsdaten hingegen zu wenig aussagekräftig und eine Generalisierung ist nicht möglich. Es kann auch sein, dass das Modell nicht ausreichend gut auf die Trainingsdaten abgestimmt ist, sodass bedeutende Gemeinsamkeiten nicht erkannt werden.

Robustheit: Robustheit beschreibt in diesem Kontext unter anderem die Minimierung von Fehleranfälligkeit, die Zuverlässigkeit im Rahmen unvorhergesehener Situationen und die Resistenz gegen Angriffe oder malicious intent. Bei fehlender Robustheit können kleine Änderungen an der Eingabe zu schwerwiegenden Änderungen an der Ausgabe führen. Als Beispiel werden Strassenschilder genannt, die durch Manipulation weniger Pixel eine völlig neue Interpretation durch ein selbstfahrendes Auto und damit Unfälle bedingen können.

Als weitere grundlegende Herausforderung neben Fitting und Robustheit nennt SBFI (2019, S. 34) die Datenverfügbarkeit und Datenqualität, ohne die KI-basierte Systeme nicht funktionieren. Herausforderungen und Risiken KI-basierter Systeme unterscheiden sich je nach Anwendungskontext und Zusammensetzung des KI-Systems. Während eine nicht nachvollziehbare Eruiierung der Rückfallgefahr einer verurteilten Person schwerwiegende Folgen haben kann und möglicherweise Grundrechte verletzt, ist eine ungeeignete Musikempfehlung weniger bedenklich (SBFI, 2019, S. 8). Für den Corporate-Learning-Kontext ist zu klären, welche Aspekte für die Diskussion und Beurteilung KI-basierter Lösungen besonders zentral sind. Diese Klärung erfolgt insbesondere im Kapitel 7 dieser Forschungsarbeit.

4.10 Ausprägungen typischer KI-basierter Systeme

Eine grobe Unterscheidung zwischen zwei Arten KI-basierter Systeme im Bereich der schwachen KI kann auf der Erscheinungsform zwischen intelligenten Agenten (Intelligent Agents) und namenlosen KI-basierten Systemen vorgenommen werden. Systeme, die unter die Kategorie der intelligenten Agenten fallen, werden als vielfältig bezeichnet. Zu bekannten Bezeichnungen gehören: kognitive Agenten, intelligent (personal) Assistant, personal Assistant, Chatbot, conversational Agent, smart (personal) Assistant, dialogbasierte Systeme (Elshan et al., 2022, S. 2–4; Hecker et al., 2017, S. 37). Die Interaktion mit solchen intelligenten Agenten kann unterschiedlich ausfallen. Meist sind sie sprach- oder textbasiert (Hecker et al., 2017, S. 36–37). Beispiele für prominente intelligente Agenten sind Alexa von Amazon, Cortana von Microsoft, Duer von Baidu, M von Facebook, Siri von Apple und Viv (Hecker et al., 2017, S. 37). Im Bildungskontext sind Pedagogical Agents oder Intelligent Tutoring Systems zentrale Begrifflichkeiten. Expertensysteme bilden eine Grundform solcher intelligenter Agenten ab (Kaplan & Haenlein, 2019, S. 18). Während Expertensysteme zum heutigen Zeitpunkt aufgrund ihrer reinen Regel- und Skriptbasiertheit von zahlreichen Autor*innen mittlerweile bewusst von der Kategorie KI-basierter Systeme ausgegrenzt werden, werden sie in den Sozialwissenschaften und insbesondere im Bildungskontext sowie im allgemeinen Sprachgebrauch häufig noch als KI bezeichnet. Die nachfolgende Tabelle fasst unterschiedliche Klassifizierungs- respektive Gestaltungsmerkmale von KI-basierten Systemen zusammen, und zeigt verschiedene Ausprägungen auf. Tabelle 18 ist als Baukasten zu lesen.

Tabelle 18: Ausprägungen KI-basierter Systeme
(eigene Darstellung)

Klassifizierungsmerkmal	Ausprägungen
Kooperation/ Kommunikationsform in der Interaktion	– Verbal – Nonverbal – Beides – Keine
Hardware/ Erscheinungsform	– Robots – Screen (Computer, Tablet, Mobile) – Wearable Devices – Software, Apps, Webseiten – 3D-Welten, Avatare – Physisch, verkörpert (z. B. Roboter, Geräte) – Integration in andere Systeme (z. B. Infotainment- oder Navigationssysteme) – Brillen (AR, VR, XR) – Hologramme

	– Weiteres
Vermenschlichung/Anthropomorphisierung	– Charakterzüge – Persönlichkeitsmerkmale – Neutral – Keine
Dateneingabe/GUI	– Schriftlich – Mündlich – Sensoren – Visuell
Datenausgabe	– Text – Audio – Bild – Weiteres
Intelligenz	– Regel- und skriptbasiert – Hybrid – Algorithmen des maschinellen Lernens Mindestens ein Algorithmus muss der Kategorie moderner Machine-Learning-Algorithmen entsprechen, um als KI-basiertes System nach Auffassung dieser Forschungsarbeit zu gelten.
Art der Unterstützung	– Konversation/Interaktion – Klassifikation – Empfehlung – Entscheidung – Ausführung – Prognose

Fortschritte in Natural Language Processing ermöglichen, dass die Interaktionen zwischen intelligenten Agenten und Menschen verbessert werden. Häufig werden intelligente Agenten mit einer Kombination aus regel- und skriptbasierten Funktionen sowie Natural Language Processing zusammengesetzt. Intelligente Agenten sind damit vermehrt in der Lage, Mensch-zu-Mensch-Interaktionen zu simulieren. Die Merkmale intelligenter Agenten mit den dazugehörigen Fähigkeiten werfen neue theoretische und gestalterische Fragen auf. Herkömmliche Theorien, beispielsweise aus der Akzeptanzforschung, decken die neuen Möglichkeiten zur Interaktion mit intelligenten Agenten lediglich bedingt ab. Im Zusammenhang mit intelligenten Agenten entsteht ein neues Paradigma der konversationsbasierten Interaktion (conversation-based interaction paradigm). Eine andere theoretische Basis ist das Computer-Are-Social-Actors(CASA)-Paradigma (Elshan et al., 2022, S. 1–3).

Im Gegensatz zu intelligenten Agenten sind KI-basierte Systeme ohne Vermenschlichung nicht auf Interaktionen ausgerichtet, sondern führen Funktionen im Hintergrund aus. Je nach Ausgestaltung des Systems ist für die Nutzenden offensichtlich, dass es sich um Algorithmen des maschinellen Lernens handelt (embedded AI), oder die Funktion

bleibt ganz im Verborgenen (hidden AI). Auch hier findet eine gewisse Interaktion statt. Zum Beispiel gelangen gewisse Resultate und Informationen an den Menschen oder Trainings und Korrekturen werden vorgenommen. Deshalb sind auch bei dieser Art KI-basierter Systeme verschiedene Dateneingabe- und ausgabearten denkbar, allerdings nicht in Form simulierter Mensch-zu-Mensch-Interaktionen. Diese Kategorie KI-basierter Systeme zeichnet sich durch eine unüberschaubare Anzahl an Varianten ab, die häufig keine standardisierte Bezeichnung besitzen. Kose (2015, S. 4) bezeichnet diese Kategorie als namenlose hybride KI-Systeme. In dieser Dissertation werden für die Untersuchung von Anwendungen und Nutzenpotenzialen beide Arten von Systemen herangezogen. Gleichwohl unterscheidet sich bei diesen zwei Systemen die Strenge der Eingrenzung der Auffassung von KI. Bei intelligenten Agenten werden auch Systeme KI-basierte Systeme genannt, die lediglich regel- und skriptbasiert sind, aber dafür Merkmale von intelligentem Verhalten gegenüber den Nutzenden demonstrieren und sich somit von herkömmlichen IT-Systemen unterscheiden. Unter dem Begriff KI-basierter Systeme ohne Vermenschlichung wird hingegen auf Systeme fokussiert, die mindestens einen Algorithmus des maschinellen Lernens aufweisen, der gemäss der Definition von Xie et al., 2020, S. 1) unter moderne KI-Techniken fällt. Mit dieser Ein- respektive Abgrenzung wird der grösste Mehrwert für die Herbeiführung möglicher Fortschritte im Bereich des Corporate Learnings gesehen. Dies entspricht am ehesten dem aktuellen Sprachgebrauch. Im Rahmen der Beantwortung von Forschungsfragen 2 und 3 wird auf KI-basierte Systeme ohne Vermenschlichung fokussiert. Diese Unterscheidung und Eingrenzung sind zentral, da die Untersuchung intelligenter Agenten aufgrund ihrer Eigenschaften andere Zugänge und Aspekte benötigt. Die beiden Systeme können nur bedingt gemeinsam untersucht werden, wenn das Erkenntnisinteresse die Akzeptanz oder erfolgskritische Faktoren sind (Elshan et al., 2022, S. 6; Scheuer, 2020, S. 3).

4.11 Zentrale Diskussionspunkte im Kontext von KI

„Es ist wichtig, dass es bei der Bildungstechnologie nicht (nur) um Technologie geht - es sind die pädagogischen, ethischen, sozialen, kulturellen und wirtschaftlichen Dimensionen von AIED, um die wir uns kümmern sollten.“ (eigene Übersetzung; Zawacki-Richter et al., 2019, S. 21)

Zusätzlich zu den definitorischen und technischen Aspekten von KI offenbaren sich in der Literatur verschiedene Themengebiete, die eng mit der Diskussion von KI in verschiedenen Business-Kontexten verknüpft sind. Diese bringen neue Aspekte ein und sind breitgefächerter als Diskussionen zu herkömmlichen IT-Systemen. Zu einer

ganzheitlichen Betrachtung von KI gehören insbesondere ethische und rechtliche Fragestellungen, Diskussionen rund um Datenschutz und Datenqualität, Designprinzipien für KI-basierte Systeme und normative Überlegungen hinsichtlich der Auswirkung auf die Gesellschaft, Arbeitswelt, das jeweilige Anwendungsfeld und auf die Individuen. Je nach Zusammensetzung des KI-basierten Systems, insbesondere bezüglich des angezielten Tasks, und der dafür eingesetzten Algorithmen können sich die Relevanz und die spezifischen Inhalte innerhalb dieser Diskussionspunkte verändern. Die hier aufgeführten und höchst relevanten Diskussionspunkte für die Schnittstelle zwischen KI-basierten Systemen und Corporate Learning werden in Kapitel 7 gezielt für den Corporate-Learning-Kontext weiter ausgearbeitet. Nachfolgend wird das Fazit zum theoretischen Bezugsrahmen zu KI gezogen und KI-basierte Systeme werden als Technology für die weiteren Forschungsschritte konzeptualisiert.

4.12 KI-basierte Systeme als Technology

„KI lässt sich nicht einfach als eine Art neue Kategorie von Software verorten.“ (Bitkom, 2018, S. 12)

In dieser Arbeit wurde der Begriff der KI definiert und mit der Bezeichnung der KI-basierten Systeme in ein realistisches sowie zu untersuchendes Konstrukt überführt. Wie die Ausführungen gezeigt haben, bedingt die Betrachtung KI-basierter Systeme mehr Aspekte als rein technologische Überlegungen. Im Zentrum des Forschungsvorhabens steht in Hinblick auf die aktuell erreichten und in naher Zukunft erreichbaren Maturitätsstufen die schwache KI, die sich modern AI zuordnen lässt. Auch wenn die Einschränkung auf schwache KI gewisse Sci-Fi-Szenarien ausschließt, entschärft sie Diskussionen rund um Auswirkungen auf die Arbeitswelt nur bedingt. Auch durch schwache KI sind Disruptionen und Veränderungen in verschiedenen Lebens- und Arbeitsbereichen beobachtbar und in naher Zukunft vermehrt zu erwarten.

Die Untersuchung KI-basierter Systeme für Corporate Learning ist ein komplexes Unterfangen.

Dies verdeutlichen die folgenden Erkenntnisse:

- Unzählige Kombinationsmöglichkeiten der Komponenten mit jeweils verschiedenen Ausprägungen eines KI-basierten Systems
- Wandelnde Begrifflichkeiten und Verständnisse, was unter KI gefasst werden kann

- Kontinuierliches Erweitern der Einsatzmöglichkeiten durch schnelle und fortlaufende technologische Fortschritte, die in enger Abhängigkeit von allgemeiner Digitalisierung, Big Data, IoT, Cloud Computing und weiteren Veränderungen geschehen
- Tätigkeiten verändern sich, wenige Fixpunkte in der Untersuchung
- Evolutionäre, aber auch revolutionäre Veränderungspotenziale
- Augmentationsperspektive lässt unzählige Varianten zu – von fast vollständiger Substitution bis hin zu partieller Übernahme oder Anreicherung durch einen KI-Einsatz
- Eignungsabschätzung und Beurteilung eines erfolgreichen Einsatzes sind stark kontextspezifisch und an normative Orientierungsrahmen geknüpft

Dennoch oder umso mehr braucht es Frameworks, die helfen, das Thema besser untersuchbar und diskutierbar zu gestalten. Aufgrund der Mehrdimensionalität und Dynamik des Untersuchungsgegenstands erscheint hier ein modulares Framework zielführend.

In der Literatur zeigt sich eine Tendenz, maschinelles Lernen mit KI gleichzusetzen. Zur Erreichung des Forschungsziels dieser Monografie greift diese Betrachtungsweise indes zu kurz. Nach Verständnis eines KI-basierten Systems in dieser Arbeit ist maschinelles Lernen eine der Schlüsselkomponenten, aber nicht die einzige. Eine Kombination verschiedener Darstellungen (Abele & D'Onofrio, 2020, S. 39; SBFI, 2019, S. 22) KI-basierter Systeme führt zu folgenden Grundkomponenten eines KI-Systems, die in dieser Monografie genutzt werden:

Tabelle 19: Grobkonzept eines KI-basierten Systems
(eigene Darstellung)

Objectives/ Zweck	Use Case mit Nutzenpotenzialen/Zweck des KI-Systems
Model/ Modell	Dazugehöriges domänenspezifisches Wissen und Modelle
Capabilities/ Funktionen	Systemfähigkeiten, die zur Erfüllung des Zwecks erforderlich sind. Hauptkategorien: Perception, Reasoning und Act. Hier ist maschinelles Lernen eine zentrale Komponente.
Data/ Daten	Benötigte Daten Die folgenden Kategorien von Daten haben jeweils unterschiedliche Anforderungen: – Trainingsdaten – Validierungsdaten – Operative Daten
Packaging/Design	Embedded, hidden oder full AI

Erscheinungsform	Design-Überlegungen GUI Rein digital oder in Verbindung mit einer Hardware Varianten: – Digital, screenbased (Software, Apps, Webseiten) – Digital, 3D-Welten, Avatare – Physisch, verkörpert (z. B. Roboter, Geräte) – Integration in andere Systeme (z. B. Infotainment- oder Navigationssysteme) – Brillen (AR, VR, XR) – Hologramme

Ein KI-basiertes System kann somit rein digitaler Natur sein (Döbel et al., 2018, S. 9), das Vorhandensein einer Hardware ist optional. Beide Varianten werden als Maschine bezeichnet, wenn beispielsweise von Mensch-Maschine-Interaktion gesprochen wird. Ein KI-basiertes System umfasst mindestens einen Algorithmus, kann aber auch aus mehreren Verfahren und Ansätzen zusammengesetzt sein, was mit hybriden statt monolithischen KI-Systemen bezeichnet wird (Kose, 2015, S. 4). So zeigt sich in Anwendungsfällen häufig eine Kombination aus regelbasierten Algorithmen und Algorithmen des maschinellen Lernens (Häfner & Morf, 2019, S. 48) zur Erfüllung eines bestimmten Zwecks. Häufig wird zum Beispiel Natural Language Processing mit weiteren Funktionen und somit Algorithmen zu vollen Applikationen kombiniert. Hecker et al. (2017) verdeutlicht mit seiner Aussage die Vielfalt KI-basierter Systeme:

„Die Einsatzmöglichkeiten von KI-Systemen sind vielfältig. KI-Systeme können eher autonom oder eher assistiv und kooperativ agieren. Sie können in Prozesse der physischen Welt eingebettet (verkörpert) oder in digitalen Umgebungen eingebunden sein.“ (S. 6)

Ein bedeutendes Merkmal aktueller schwacher KI-basierter Systeme ist gemäss (SBFI, 2019, S. 21–22), dass sie für spezifische Aufgaben in einem spezifischen Kontext entwickelt werden.

Die folgende Visualisierung veranschaulicht, mit welchen Schwerpunkten KI-basierte Systeme als Technology zur Erreichung der Forschungsziele dieser Monografie konzeptualisiert werden. Neben den Komponenten, aus denen sich ein KI-basiertes System zusammensetzt, sind weitere Themenfelder zentral, um Anwendungen und Nutzenpotenziale ganzheitlich zu betrachten. Die folgende Abbildung verdeutlicht diese. Die Darstellung wurde vom Orientierungsmodell von Abele und D'Onofrio (2020, S. 35) inspiriert, ist jedoch anders gegliedert. Die Abbildung fasst die zentralen Themenfelder zusammen, die in diesem Kapitel identifiziert wurden:



Abbildung 24: Zentrale Themenfelder zur Thematisierung von KI
(eigene Darstellung)

Die grau markierten Themenfelder sind die Komponenten eines KI-basierten Systems. Die nicht eingefärbten Themenfelder sind die zentralen Diskussionspunkte, die für eine ganzheitliche Betrachtung notwendig sind. Während einige dieser Aspekte in diesem Kapitel bereits ausführlich beleuchtet wurden, sind andere kontextspezifisch auf den Corporate-Learning-Kontext weiter auszuarbeiten. Diese Ausarbeitungen folgen im weiteren Verlauf dieser Monografie und beziehen sich schwerpunktmässig auf modern AI.

In einem nächsten Schritt gilt es, die KI-Perspektive und die Corporate-Learning-Perspektive zu kombinieren. Als Leitmotiv und handlungsleitende Perspektive für die Untersuchung dient die Augmentation. Weshalb für die Augmentation und nicht für eine Substitutionsperspektive entschieden wurde, wird nachfolgend begründet und es wird das Konzept der Augmentation erläutert, um es in den weiteren Forschungsschritten heranziehen und anwenden zu können.

5 Fit: Augmentation als Leitmotiv

Zur Untersuchung von Anwendungen und Wirkungen von KI im Kontext von Corporate Learning bieten sich grundsätzlich zwei Perspektiven an: Substitution oder Augmentation. Während in der Literatur lange Zeit der Substitutionsgedanke vordergründig war, findet das Konzept der Augmentation immer mehr Eingang in die aktuellen Diskussionen rund um KI und die Auswirkungen auf die Arbeits- und Lernwelt (Laat et al., 2020, S. 268). Während der Ansatz der Substitution davon ausgeht, dass KI Tätigkeiten vollständig übernehmen und somit den Menschen ersetzen und Kosten einsparen kann, richtet der Ansatz der Augmentation das Augenmerk auf eine Symbiose respektive auf das komplementäre Zusammenspiel zwischen Mensch und Technologie/Maschine (Seufert, Guggemos & Sonderegger, 2020, S. 84). Augmentation bezeichnet laut dem Cambridge Dictionary (abgerufen am 26.02.2021) „the process of increasing the size, value, or quality of something by adding to it“. Die Unterschiedlichkeit, aber auch die Komplementarität von Mensch und Maschine wird mit dem Leitmotiv der Augmentation betont (IBM Deutschland & Vereinte Dienstleistungsgewerkschaft ver.di, 2020, S. 32). Im Gegensatz zur Substitution gilt es nicht, etwas zu ersetzen, sondern etwas anzureichern, zu verbessern, zu steigern, zu erweitern, zu ergänzen, zu vergrößern. Ein synergetisches Zusammenspiel von Mensch und Maschine ermöglicht eine effizientere und effektivere Lösung von Praxisproblemen. Durch die Kombination von Mensch und Maschine sowie die neuesten Technologiepotenziale können sich zudem gänzlich neue Lösungsansätze ergeben. In dieser Arbeit wird die Annahme vertreten, dass tendenziell nicht ganze Berufe durch KI substituiert werden, sondern wenn, dann eher einzelne Tätigkeiten (Burmeister, Fink, Mayer, Schiel & Schulz-Montag, 2019, S. 22). Allerdings werden sich durch KI-Einsätze Aufgabengebiete verändern und neue Anforderungen an Mitarbeitende werden entstehen. Die Augmentation wird in dieser Studie als Leitmotiv für den Einsatz von KI in der Personalentwicklung mit Fokus auf Corporate Learning verwendet. Drei Argumente verdeutlichen diese Entscheidung.

1. Beschaffenheit der Aufgaben der Personalentwicklung

Ob sich ein Praxisproblem künftig durch Substitution oder Augmentation besser lösen lässt, ist von den dafür benötigten Tasks abhängig:

„Relatively routine and well-structured tasks can be automated, while more complex and ambiguous tasks cannot, but can be addressed through augmentation (Brynjolfsson & McAfee, 2014: 138 ff.; Daugherty & Wilson, 2018: 107 ff.; Davenport & Kirby, 2016: 34 ff.)“ (Raisch & Krakowski, 2020, S. 8). Tuomi (2018, S. 23) ergänzt, dass als zusätzliche Kriterien die Verfügbarkeit von Daten und die Möglichkeit, aus der Vergangenheit

zu lernen, weitere Merkmale sind. Die Personalentwicklung weist neben klar beschreibbaren Aufgaben und Routinetätigkeiten eine Vielzahl komplexer und ambiger Aufgaben auf. Für einige dieser Herausforderungen sind entsprechende Daten und Modelle denkbar, für andere werden nach wie vor menschliche Stärken benötigt. Deshalb wäre die reine Substitutionsperspektive, die laut Daugherty und Wilson (2018, S. 16) in vielen Diskussionen rund um KI in Organisationen nach wie vor prominent vertreten ist, nicht weitreichend genug.

2. Passung zur KI-Arbeitsdefinition dieses Forschungsvorhabens

Das Leitmotiv der Augmentation wird auch von Jarrahi (2018, S. 585) als zielführend betrachtet, da es die aktuellen Fähigkeiten von KI-Technologien besser abbildet.

„Im Einklang mit der Vision der Mensch-Maschine-Symbiose ist es sinnvoller, die KI als ein Werkzeug zur Erweiterung der menschlichen Fähigkeiten zu betrachten, anstatt sie zu automatisieren (zu ersetzen). Dies kann als effektiverer Wegweiser für die Zukunft dienen als die Auseinandersetzung mit superintelligenten Maschinen, die jeden Aspekt der menschlichen Intelligenz nachbilden und sie schliesslich am Arbeitsplatz ersetzen können.“ (eigene Übersetzung; Jarrahi, 2018, S. 585)

Das Leitmotiv der Augmentation bietet auf der einen Seite eine realistischere Perspektive auf den Einsatz von KI im Business-Kontext als eine Perspektive, die KI mehr Macht und Fähigkeiten zuschreibt, als aktuell möglich ist. Auf der anderen Seite ermöglicht die Perspektive der Augmentation die Integration von KI-Technologien in Arbeitsfeldern, die als reine Substitution nicht umsetzbar wären. Dies führt zum dritten Argument, weshalb die Augmentation ein geeignetes Leitmotiv für die Untersuchung von KI im Kontext von Corporate Learning ist.

3. Grösserer Möglichkeitenraum

Durch die Perspektive der Augmentation wird der Raum an Möglichkeiten zum Einsatz von KI-Lösungen breiter als mit einer reinen Substitutions-Perspektive. „Die Intelligenz von Mensch und Maschine wird dabei synergetisch zur effizienteren Lösungsfindung eingesetzt. Der Vorteil dieser Synergie besteht darin, dass KI den Menschen nicht ersetzt, sondern ergänzt“ (Kirste, 2019, S. 60). Hierbei ist zu beachten, dass durch die Kombination der Stärken von Menschen und Maschinen nicht nur eine effizientere Lösung einer Praxisherausforderung möglich ist, sondern sich auch die Art und Weise der Lösung massgeblich von bestehenden Ansätzen unterscheiden kann. Daugherty und Wilson (2018, S. 24) konstatieren, dass das Neudenken von Arbeitsabläufen und Möglichkeiten mit Augmentation einhergeht, während Substitution eher für die Automatisierung und Digitalisierung steht. In der Konsequenz werden sich laut Bittner et al.

(2019) „[...] die aktuellen Arbeitsformen für den Menschen [...] ändern, wenn Arbeitsaktivitäten neu verteilt werden“ (S. 40). Dieses Neudenken und das Neudesignen von Problemlösungen werden als bedeutender Hebel und Wettbewerbsfaktor gesehen (Daugherty & Wilson, 2018, S. 18). Die Schwierigkeit liegt darin, dass die Perspektive auf einen Task auch stets auf einen spezifischen Zeitpunkt und Wissensstand limitiert ist (Raisch & Krakowski, 2020, S. 8).

Das Thema der Augmentation scheint als Leitmotiv und folglich auch als Untersuchungsrahmen geeignet. Für die Konzeptionalisierung von Augmentation sollen bewährte Werke genutzt werden.

Das Thema der Augmentation ist vor über 50 Jahren eingeführt worden. Als Träger der Idee der Augmentation gilt Douglas Engelbart, der im Jahr 1962 sein Werk ‚Augmenting Human Intellect: A Conceptual Framework‘ veröffentlichte (Engelbart, 1962). Raisch und Krakowski (2020, S. 5) stellen fest, dass das Thema KI in Organisationen und insbesondere auch der Ansatz der Augmentation aktuell stark von drei Business-Werken geprägt wird. Sie identifizieren drei Bücher, die besonders einflussreich sind und die Praxis beeinflussen: New York Times Bestseller ‚The Second Machine Age‘ der beiden MIT-Professoren Erik Brynjolfsson und Andrew McAfee (Brynjolfsson & McAfee, 2014), ‚Only Humans Need Apply‘ von Babson Professor Thomas H. Davenport und Harvard-Business-Review-Mitredakteurin Julia Kirby (Davenport & Kirby, 2016) sowie ‚Human + Machine‘ von Paul R. Daugherty und H. James Wilson von Accenture (Daugherty & Wilson, 2018). Laut Raisch und Krakowski (2020, S. 5) füllen diese drei Werke eine Lücke, die in wissenschaftlichen Managementpublikationen noch nicht ausreichend aufgegriffen wurde. Die Autoren konstatieren, dass die Argumente in den Büchern kaum zu widerlegen sind, die Schwierigkeit aber darin besteht, dass sich die Ausführungen jeweils auch nur auf einen spezifischen Task zu einem gegebenen Zeitpunkt beziehen und somit auch lediglich eine beschränkte Aussagekraft besitzen (Raisch & Krakowski, 2020, S. 8). Diese Herausforderung wird sich in allen Untersuchungen zeigen, die sich mit dem Thema Augmentation befassen. Durch die Möglichkeit, dass gewisse Geschäftsprozesse gänzlich verändert werden, können heutige Aufgaben oder gar Funktionen obsolet werden, auch wenn sie Stand heute hohes Augmentationspotenzial aufweisen.

Die von Raisch und Krakowski (2020, S. 5) festgestellte Lücke in wissenschaftlichen Publikationen zum Thema Augmentation gilt ebenfalls für die HRD-Disziplin. Auch hier haben die Autor*innen Prof. Dr. Sabine Seufert und Dr. Christoph Meier im 2018 das Thema der Augmentation aufgrund fehlender wissenschaftlich publizierten Frameworks im Sinne der drei obengenannten Werke und insbesondere die

Augmentationsstrategien nach Davenport und Kirby (2016) sowie das Gedankengut von Daugherty und Wilson (2018) aufgegriffen und in den Personalentwicklungskontext übertragen. Seither sind diverse Publikationen dieser beiden Autor*innen und weiteren Co-Autorenschaften erschienen. Auf dieser Übersetzungsleistung soll angeknüpft werden. Nachfolgend werden die zentralen Konzepte präsentiert.

5.1 Mensch-Maschine-Interaktion

Eine grobe Einteilung, wie das Verhältnis zwischen Mensch und Maschine ausgestaltet sein kann, bieten Seufert et al. (2021, S. 18):

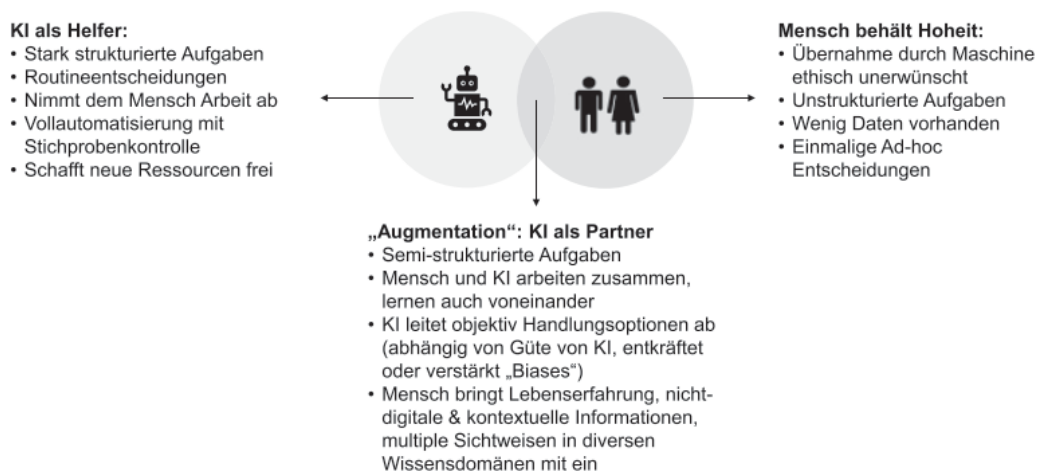


Abbildung 25: Verhältnis zwischen Mensch und Maschine
(Darstellung in Anlehnung an Seufert et al., 2021, S. 18)

Diese Darstellung veranschaulicht bereits, dass KI in unterschiedlichen Konstellationen mit menschlichen Arbeitskräften zusammenspielen kann. «Aus dieser Sicht werden Menschen nicht per se durch Maschinen ersetzt, aber die aktuellen Arbeitsformen für den Menschen werden sich ändern, wenn Arbeitsaktivitäten neu verteilt werden» (Bittner et al., 2019, S. 40). Das folgende Zitat von DFKI und Bitkom (2017) verdeutlicht allerdings, dass eine pure Übernahme von Aufgaben durch KI-basierte Systeme nicht plausibel ist. Gleichwohl lassen sich verschiedene Grade ausmachen, inwiefern ein Mensch noch involviert ist:

„Wirtschaftlich eingesetzte Automatisierungs-Algorithmen und Instanzen von KI agieren niemals allein, sondern in Interaktion mit Menschen – insbesondere mit den Mitarbeitern des Unternehmens, in dem sie eingesetzt werden. Selbst in hoch-automatisierten Anwendungen wird der menschliche Kollege stets eine grundlegende Kontrollfunktion wahrnehmen. Bei weniger automatisierten Einsatzszenarien, also Anwendungen mit

laufender Interaktion zwischen Mensch und Maschine, kommt es entsprechend zu komplexeren Interaktionsabläufen.“ (S. 166)

Die Entscheidung, welche Aufgaben und in welcher Form von Mensch oder Maschine übernommen werden, wurde bisher gemäss Seufert et al. (2021, S. 17) oftmals nach dem Resteprinzip ‚Leftover-Principle‘ gefällt. Dieses Resteprinzip besagt, dass alles, was automatisiert werden kann, automatisiert wird. Der Wirtschaftlichkeitsgedanke spielt hier eine übergeordnete Rolle. Spätestens seit ethische und gesellschaftliche Verantwortung in die KI-Diskussion einfließen, erscheint das Resteprinzip unzureichend. „Die zentrale ethische Herausforderung ist es, die Maschinen so zu gestalten, dass sie mit unseren Gesellschafts- Rechts- und Wertevorstellungen kompatibel sind.“ (Döbel et al., 2018, S. 11) Aktuelle Studien, die den Einfluss von KI auf verschiedene Berufe untersuchen, nehmen bereits den von Döbel et al. (2018, S. 11) geforderten breiten Blick auf und betonen die Relevanz, dass die Interaktion zwischen Mensch und Maschine akzeptanzgetrieben zu erfolgen hat und der Mensch nicht nur entlastet und ersetzt werden soll, sondern auch neue Aufgabenfelder zu erschliessen sind (IBM Deutschland & Vereinte Dienstleistungsgewerkschaft ver.di, 2020, S. 32). Aus den Forderungen geht hervor, dass ein wünschenswerter Einsatz von KI keine reine Kosten- und Effizienzmassnahme sein soll, sondern das Thema nachhaltig und verantwortungsvoll zu denken ist. Als anderes Argument, weshalb das Resteprinzip kein ausreichendes Prinzip für die Bestimmung des Einsatzes von KI in der Arbeits- und Lernwelt ist, dient das kompensatorische Prinzip. Dieses orientiert sich am Leitmotiv der Augmentation und betont, dass das Zusammenspiel zwischen Mensch und Maschine basierend auf den Stärken und Schwächen erfolgen soll (Seufert et al., 2021, S. 17). Eine Auslegeordnung solcher Stärken und Schwächen wurde bereits in Unterkapitel 4.8 zur KI erläutert. Durch das kompensatorische Prinzip und die steigende Relevanz ethischer Fragestellungen wird die Untersuchung des Einsatzes von KI zum einen multifacettierter und zum anderen normativer. Es ist unbestritten, dass der Mensch in diesen Entscheidungen die Kontrolle und Verantwortung hat. Der Einsatz und die Funktion von KI-Systemen sind davon abhängig, wie sie von Menschen aufgesetzt und trainiert sind (Harrison et al., 2020, S. 147; Kaplan & Haenlein, 2019, S. 25).

Neben der Entscheidung, für welche Aufgaben KI wie eingesetzt werden kann und soll, ist auch die Interaktion an sich ein Themenpunkt. So beschreibt Scheuer (2020, S. 24), dass die Interaktion mit einem KI-basierten System um einiges vielfältiger ist als mit herkömmlichen Computern. Je nach Art der KI-Lösung kann mit gesprochener und geschriebener Sprache, mit visuellen Inhalten oder mit haptischen oder emotionalen Zeichen interagiert werden (Raisamo et al., 2019, S. 136; Scheuer, 2020, S. 24). Diese Art

der verschiedenen Interaktionsmöglichkeiten eröffnet neue Forschungsfelder und Möglichkeiten. Tuomi (2018, S. 31) nennt drei Beispiele, die solche neuen Möglichkeiten verdeutlichen:

1. KI kann die Bedeutung einiger menschlicher kognitiver Fähigkeiten verringern oder sie überflüssig machen. Da KI beispielsweise Sprache in Text umwandeln kann und umgekehrt, könnte Legasthenie gesellschaftlich weniger einschneidend sein als in der Vergangenheit.
2. KI kann die kognitive Entwicklung beschleunigen und kognitive Fähigkeiten schaffen, die ohne Technologie nicht möglich wären. Es wäre völlig unmöglich, einen modernen Mikroprozessor oder einen neuronalen Chip ohne computergestützte Konstruktionswerkzeuge zu entwerfen, die wiederum auf umfangreiches Konstruktionswissen zurückgreifen.
3. KI kann den Bedarf an menschlichem Wissen, Erfahrung und Können verringern und die Bedeutung des Verhaltensrepertoires betonen. Infolgedessen müssen Menschen nicht unbedingt domänenspezifisches Wissen erlernen, das früher für kompetentes Verhalten erforderlich war. Deshalb liegt die Vermutung nahe, dass bereichsübergreifende und bereichsunabhängige generische Kompetenzen künftig für den Menschen an Bedeutung gewinnen.

Die Beispiele von Tuomi (2018) deuten bereits an, dass die Augmentation auf verschiedene Arten stattfinden kann. Raisamo et al. (2019, S. 132) kategorisiert diese in die Augmentation von menschlichen Sinnen (Sehen, Hören, haptische Wahrnehmungen, Geruch und Geschmack), von Handeln (verstärkte Kraft und Bewegung, Spracheingabe, blickbasierte Steuerung) und von Kognition (Informationen, Wissensstrukturen). Eine weitere Art, auf die Mensch-Maschine-Interaktion zu blicken, bilden die drei Perspektiven nach Myrach (2008):

„In einer *Substitutionsperspektive* erfolgt eine Übertragung von Handlungen auf maschinelle Handlungsträger, was zu einer Automatisierung führt. In einer *Unterstützungsperspektive* wird dagegen der Mensch als primärer Handlungsträger gesehen und die computerbasierten Anwendungssysteme haben den Charakter von Werkzeugen, die Menschen bei der Bewältigung ihrer Aufgaben unterstützen. In einer *Kollaborationsperspektive* werden Menschen und Maschinen als Elemente eines sozio-technischen Systems aufgefasst, die arbeitsteilig zusammenwirken.“ (S. 123)

Die Augmentationsperspektive, das kompensatorische Prinzip sowie die verschiedenen Typen von Augmentation bedingen eine Vielzahl an unterschiedlichen Möglichkeiten

des Zusammenspiels zwischen Mensch und Maschine. Das Konzept ‚The Missing Middle‘ von Daugherty und Wilson (2018) verdeutlicht diese Bandbreite.

5.2 The Missing Middle

Neben Aufgaben, die weiterhin nur von Menschen übernommen werden, sowie Aufgaben, die mit Maschinen gelöst werden können, existiert eine Bandbreite an Aufgaben, die in der Kombination zwischen Mensch und Maschine wahrgenommen werden können. Daugherty und Wilson (2018, S. 8) nennen diese Aufgaben hybrid activities. Mit ihrer Bezeichnung ‚The Missing Middle‘ erklären die Autoren, dass in aktuellen Diskussionen häufig die vielfältigen Potenziale der hybriden Aktivitäten vernachlässigt werden. Dies betont beispielsweise auch Jarrahi (2018): „Was in diesem alten Diskurs wie auch in der jüngsten Aufmerksamkeit für KI fehlt, ist eine Diskussion darüber, wie die einzigartigen Stärken von Menschen und KI synergetisch wirken können.“ (eigene Übersetzung; S. 579) Das Spektrum an Formen der Zusammenarbeit unterteilen die Autoren grob in ‚Komplementierung‘ (Mensch ergänzt Maschine) und ‚Steigerung‘ (KI verschafft Mensch übermenschliche Fähigkeiten), wie in der nachfolgenden Abbildung ersichtlich ist.

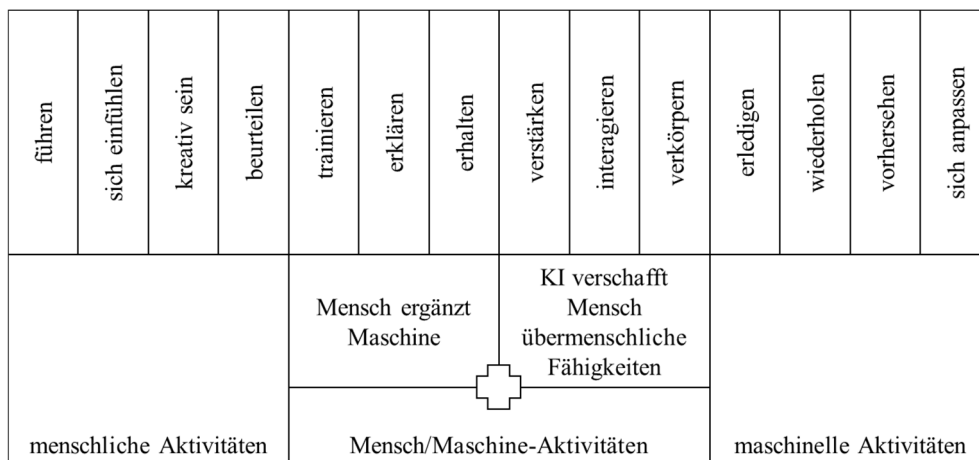


Abbildung 26: The Missing Middle

(eigene Darstellung in Anlehnung an Daugherty & Wilson, 2018, S. 16)

Mit der Augmentationsperspektive erhalten die mittleren beiden Aktivitäten, also die hybriden Aktivitäten, besonderes Augenmerk. Hier können Synergien genutzt werden. Eine Stärke des Konzepts von Daugherty und Wilson (2018) liegt darin, dass es Augmentation und Substitution umfasst.

In der komplementären Zusammenarbeit zwischen Menschen und Maschinen identifizieren Daugherty und Wilson (2018, S. 89) drei Rollen, die Menschen in der Mensch-Maschine-Kollaboration einnehmen können: Train, Explain, Sustain. Im Bereich der

Steigerung der menschlichen Fähigkeiten durch den Einsatz von KI formulieren die Autoren weitere drei Rollen, die durch Maschinen eingenommen werden können: Amplify, Interact und Embody. In der ersten Perspektive sind die Menschen in der Rolle des Ermöglichers. Sie sind dafür verantwortlich, dass KI-Lösungen die gewünschten Leistungen erbringen. Um dies zu erreichen, sind unter Umständen neue Fähigkeiten nötig, die die Menschen zunächst selbst entwickeln müssen. Diese werden von den Autoren als Fusion Skills bezeichnet und wurden bereits in Kapitel 3.7 aufgezeigt. Die Rolle des Ermöglichers kann zu neuen Aufgaben oder sogar neuen Jobs, beispielsweise Ethics Compliance Manager, Interaction Modeler oder Data Hygienist führen (Daugherty & Wilson, 2018, S. 93–98).

Benbya et al. (2020, S. ix) weisen darauf hin, dass durch das Konzept der Augmentation und der Betrachtung von The Missing Middle auch Aufgaben KI-basiert unterstützt werden können, die sich ansonsten nicht für einen KI-Einsatz eignen würden. Die Autoren nennen hierbei Entscheidungsunterstützung, Problemlösen und Kreativität. Die vielzähligen Varianten, wie Mensch und Maschine zusammenarbeiten können, erfordern unterschiedliche Strategien von Seiten des Menschen. Davenport und Kirby (2016) schlagen fünf sogenannte Augmentationsstrategien vor, wie sich Berufsgruppen angesichts der Potenziale von KI strategisch aufstellen können. In den Strategien können auch die Rollen des Menschen in der Zusammenarbeit mit Maschinen wiedergefunden werden. Diese werden als weiteres zentrales Konzept zur Untersuchung von KI im Bereich der Personalentwicklung herangezogen.

5.3 Augmentationsstrategien

„Augmentationsstrategien sind Entwicklungsstrategien für Menschen, um angesichts der zunehmenden Anzahl intelligenter Maschinen am Arbeitsplatz beschäftigungsfähig zu bleiben. Die wichtigsten Strategien sind step in, step up, step aside, step forward, and step narrow.“ (eigene Übersetzung; Meier et al., 2021, S. 78)

Obwohl die Auswirkungen einer sich verändernden Arbeitswelt – nicht zuletzt aufgrund des vermehrten Einsatzes von KI – nur schwierig und unvollständig absehbar sind, gilt es, sich strategisch mit sich abzeichnenden Situationen auseinanderzusetzen und den eigenen Einsatz sowie die Profilbildung von Professionen zu reflektieren und zu steuern. Eine Möglichkeit, diese Profilbildung zu untersuchen, bilden die Augmentationsstrategien nach Davenport und Kirby (2016). Diese beziehen sich explizit auf Handlungsoptionen, die sich für Menschen im Kontext von KI ergeben. Sie bilden einen Orientierungsrahmen, der zur Reflexion der eigenen Rolle und der Ableitung konkreter Schritte

dient (Bäcker, Meier & Seufert, 2018, S. 25). Die fünf Augmentationsstrategien sind grundsätzlich für verschiedene Berufsgruppen anwendbar, auch wenn sie ursprünglich für hochqualifizierte Wissensarbeiter*innen erstellt wurden (Meier et al., 2019, S. 830). Bekannte Beispiele hierfür sind Marketing, Finanzwesen und Recht (Meier et al., 2021, S. 85). Seufert und Meier haben in Publikationen eine Übertragung dieser Augmentationsstrategien in den Personalentwicklungskontext vorgenommen (z. B. in Bäcker et al., 2018; Meier, 2019a; Meier et al., 2019; Seufert, Guggemos, Meier & Helfritz, 2018; Meier et al., 2021). In dieser Dissertation wird an diesen Vorarbeiten angeknüpft. Dabei ist zu beachten, dass Augmentationsstrategien ein Werkzeug für die Personalentwicklung sind, um in der digitalen Transformation zielführend begleiten und beraten zu können. Gleichzeitig sind sie auch ein Reflexions- und Planungsinstrument für die eigene Rolle (Meier, 2019a, S. 22; Meier et al., 2021, S. 85–86). Weiter können die Augmentationsstrategien je nach Kontext als persönliche Wahl oder als strategischer Entscheid über ganze Berufsgruppen hinweg gefällt werden (Meier et al., 2021, S. 85). Die Darstellung suggeriert, dass die Augmentationsstrategien gleichwertig zu betrachten und zu behandeln sind. Je nach Kontext und Situation können einzelne Augmentationsstrategien indes von grösserem Gewicht sein als andere. Eine Kombination mehrere Augmentationsstrategien innerhalb einer Corporate-Learning-Abteilung ist naheliegend (Meier, 2019a, S. 21).

Tabelle 20: Augmentationsstrategien nach Davenport und Kirby (2016)

(eigene Darstellung in Anlehnung an Davenport & Kirby, 2016; Meier, 2019a; Meier et al., 2019; Meier et al., 2021; Seufert, Guggemos, Meier & Helfritz, 2019)

Englisch	Step in	Step up	Step forward (build steps)	Step aside	Step narrow
Deutsch	Nutzen und trainieren	Steuern	(Weiter-)Entwickeln	Komplementär arbeiten	Nische suchen
Allgemeine Beschreibung der Strategie	Mit KI-basierten Systemen arbeiten und ihre Leistungsfähigkeit sowie Grenzen kennen, diese trainieren sowie Hinweise für Anpassungen weitergeben.	Governance-Aufgaben übernehmen: Arbeitsergebnisse KI-basierter Systeme bewerten sowie entscheiden, welche Systeme wo und wie eingesetzt werden sollen.	An der (Weiter-)Entwicklung digitaler/ KI-basierter Systeme (mit-)arbeiten – in Hinblick auf Einzelanwendungen oder technische Ökosysteme.	Fokussierung auf anspruchsvolle Aufgaben, die Menschen besser bearbeiten als Maschinen (ggf. aufbauend auf Ergebnissen der Maschine), für die v. a. Kreativität, Sozialkompetenzen oder Fähigkeiten zu komplexem	Sich spezialisieren und eine Nische suchen, die für die Anbieter*innen KI-basierter Lösungen kommerziell (vorerst) nicht attraktiv ist.

				Problemlösen vonnöten sind.	
Konkret auf die Personal-entwicklung ausgerich- tete Bei- spiele	KI-basierte Lösungen im eigenen Tätigkeits- bereich pro- duktiv nut- zen. Bei- spiel: KI-ba- sierte Lö- sung als Sparring- Partner und für schnelle, erste (auto- matisch er- stellte) Feedbacks einsetzen. Eigene Ex- pertise in Learning Analytics und automa- tisierten Lernemp- fehlungen aufbauen.	Evaluierten und Steuern, welche KI-ba- sierten Lösun- gen beispiels- weise für Trainingszwe- cke verfügbar sein sollen, wo und wie diese einge- setzt werden sollen oder wie bezüglich deren Weiter- entwicklung verfahren werden soll. Welches Sys- tem? Wofür? Wo? Wie? Hierbei auch ethische As- pekte einbe- ziehen.	An der Weiter- entwicklung KI-basierter Lösungen mit- arbeiten. Hier sind nicht nur Software-Ent- wickler*innen oder Spezia- list*innen für KI erforder- lich. Darüber hinaus müssen auch Nut- zer*innen-An- forderungen erarbeitet und verdichtet, Projekte gelei- tet und Pro- dukte bzw. Services ver- marktet wer- den. Stichwort: Business Pull.	Beratung und Motivation zu weiteren persö- nlichen Entwick- lungsschritten von Mitarbei- tenden, gegebe- nenfalls unter- stützt durch per- sonalisierte KI- basierte Lern- systeme.	Facilitieren von Design Thinking zur Förderung einer Lern- und Innovationskul- tur.

Eine Befragung mit ca. 170 Personalentwicklungsspezialist*innen im DACH-Raum be-
sagt, dass im Jahr 2020 die beiden Augmentationsstrategien ‚step aside‘ und ‚step up‘
bei der Profession Personalentwicklung im Vordergrund stehen. ‚Step aside‘ rangiert
hierbei an erster Stelle, ‚Step up‘ ist insbesondere in Leitungsfunktionen beliebt (Seufert,
Guggemos, Meier & Helfritz, 2020, S. 2). Ansonsten gelten Augmentationsstrategien
zum heutigen Zeitpunkt nach wie vor als abstrakt, neu und im der Personalentwicklung
noch wenig verbreitet (Meier et al., 2021, S. 90). Sie bieten aber erste Anhaltspunkte für
die Entwicklung der Personalentwicklungsrolle in Zusammenhang mit KI-basierten Lö-
sungen und sollen weiter erforscht werden. Auffallend ist, dass keine der Strategien die
Option offenlässt, dass KI keine Auswirkungen haben wird.

In dieser Forschungsarbeit wird eine Augmentationsperspektive bei der Analyse von
KI-Anwendungen und Nutzenpotenzialen eingenommen. Als Leitmotiv zur Untersu-
chung von Anwendungen und Nutzenpotenzialen sowie Auswirkungen auf die Rollen
von L&D-Professionals dient das Gedankengut der Augmentation. Insbesondere die
Unterscheidung zwischen ‚Komplementierung‘ (Mensch ergänzt Maschine) und ‚Stei-
gerung‘ (KI verschafft Mensch übermenschliche Fähigkeiten) sowie die bewusste

Betrachtung verschiedener Kombinationen von Stärken von Maschinen und Menschen, was je nach Anwendungsfall für eine Dominanz menschlicher oder maschineller Anteile spricht, werden in der Forschungsarbeit aufgegriffen. Mit diesen Ausführungen ist das Leitmotiv der Augmentation so aufgearbeitet, dass es als handlungsleitend für die kommenden Forschungsschritte angewendet werden kann. Diese setzen nun Corporate Learning und KI-basierte Systeme in einen Zusammenhang und erforschen die Schnittstelle.

Teil B: Task-Technology-Fit: Anwendungen und Nutzenpotenziale

Die initial separate Betrachtung von Corporate Learning und KI hilft, relevante Kategorien und normative Orientierungshilfen in Bezug auf die Eruierung der Nutzenpotenziale und die Erstellung einer Übersicht verschiedener KI-Systeme zu erhalten. Basierend auf den spezifischen Eigenschaften aus Task und Technology sowie dem Leitmotiv der Augmentation statt Substitution soll nun der Task-Technology-Fit und somit die konzeptionelle Brücke zwischen Corporate Learning und KI hergestellt werden. Ziel ist, Aspekte zu identifizieren, die in der Kombination von KI und PE besonders bedeutend erscheinen und handlungsleitend für die weiteren Untersuchungen sein sollen. Dabei ist zu beachten, dass sich nicht jede KI-Technologie per se für jede bereits bestehende oder künftige Personalentwicklungsaufgabe eignet und umgekehrt auch nicht jede Personalentwicklungsaufgabe durch eine KI-basierte Lösung gelöst werden kann (Strohmeier & Piazza, 2015, S. 167). Für diesen Schritt im Erkenntnisgewinnungsprozess werden zum einen explorative Experteninterviews geführt. Zum anderen wird eine systematische Literaturstudie vorgenommen. Die Literaturstudie beruht auf einer systematischen Analyse wissenschaftlicher Literatur. Zusätzlich werden ergänzend spezifische KI-Praxis-Literaturen im Kontext von Corporate Learning beigezogen und eine Marktanalyse durchgeführt. Basierend auf diesen Quellen und den Strukturierungshilfen aus den beiden Theoriekapiteln 3 und 4 wird eine Anwendungsübersicht zu KI-basierten Systemen erstellt und es werden Nutzenpotenziale diskutiert. Begonnen wird mit der explorativen Experteninterviewstudie, die die nachfolgenden Forschungsschritte prägt.

6 Studie I: Explorative Experteninterviews

KI-basierte Systeme im Kontext von Corporate Learning bilden ein neues Thema und werden in der wissenschaftlichen Literatur zur Personalentwicklung kaum diskutiert, wie eine erste Literaturrecherche und verschiedene Gespräche im Rahmen der Vorstudie (siehe Anhang 1: Annäherung an das Thema im Rahmen der Vorstudie) im Frühling 2019 gezeigt haben. Aus diesem Grund erfolgte als erster empirischer Schritt in dieser Forschungsarbeit eine explorative Experteninterviewstudie. Das Ziel der Experteninterviews ist die explorative Erkundung und Deutung des Themenfelds ‚Künstliche Intelligenz in der Personalentwicklung‘ von Seiten Expert*innen. Durch die Experteninterviews sollte das Forschungsfeld besser abgegrenzt werden. Auch sollten sich Hinweise dahin gehend ergeben, wie die Erschliessung des Felds und die Beantwortung der Forschungsfragen sinnvoll vorgenommen werden können. Die Verfasserin erhoffte sich hierdurch Zugänge, die die Annäherung an Corporate Learning aus verwandten und besser erforschten Disziplinen ermöglichen. Auch erschien es relevant, die Auffassung des Begriffs der KI abzufragen, um damit Hinweise auf eine zielführende Konzeptualisierung im theoretischen Bezugsrahmen zu erhalten. Diese Erkenntnis wurde iterativ in den nun finalen theoretischen Bezugsrahmen eingearbeitet.

Im Zentrum der Exploration durch die Experteninterviewstudie stand die Frage ‚Wie kann KI in der Personalentwicklung mit Fokus auf Corporate Learning genutzt werden?‘ und bedeutete eine Annäherung an das Forschungsthema sowie eine erste Differenzierung des Forschungsfelds an der Schnittstelle zwischen Personalentwicklung und KI mit Schwerpunkt auf Corporate Learning. Die Interviews dienten der Informationsgewinnung und weniger der „Rekonstruktion subjektiver Deutungen und Interpretationen“ (Bogner et al., 2014, S. 2).

Die folgenden Unterziele waren untersuchungsleitend:

- Analyse des KI-Verständnisses aus der Perspektive von Expert*innen an der Schnittstelle zwischen KI und Personalentwicklung
- Identifikation von Anwendungsbeispielen und des potenziellen Veränderungspotenzials
- Exploration dazugehöriger Herausforderungen, Chancen und Empfehlungen
- Einschätzung der Forschungsrelevanz des Themas, Hinweise für Schwerpunktsetzung für das Forschungsvorhaben
- Erschliessung weiterführender Quellen und Zugänge zur Thematik

Die explorativen Experteninterviews liefern Hinweise für den weiteren Forschungsverlauf. Sie helfen dabei, das Verständnis in Bezug auf KI zielführend für den Kontext von

Corporate Learning aufgreifen zu können. Ausserdem unterstützen sie bei der Schärfung und Gestaltung der nachfolgenden Studien.

6.1 Design der Studie

Experteninterviews bieten einen bedeutenden Zugang zu noch ungenügend erschlossenem Wissen. Sie zielen dabei laut Bogner et al. (2014, S. 24) nicht zwingend auf das gezielte Schliessen von Informationslücken ab, sondern können ebenfalls die breite Erschliessung eines Themenfelds bedeuten. Dies geschieht unter anderem durch das Aufdecken weiterführender Zugänge. Der Begriff ‚Experteninterviews‘ sagt noch nichts über die Form des Interviews aus, sondern eher über die befragte Art von Personen. Als Expert*innen werden Personen verstanden, die sich laut Bogner et al. (2014) „ausgehend von einem spezifischen Praxis- oder Erfahrungswissen, das sich auf einen klar begrenzten Problemkreis bezieht – die Möglichkeit geschaffen haben, mit ihren Deutungen das konkrete Handlungsfeld sinnhaft und handlungsleitend für Andere zu strukturieren“ (S. 13). Dennoch weist Helfferich (2014) darauf hin, dass „sowohl die historische Wandelbarkeit von Expertenwissen als auch die Differenzen in den Meinungen innerhalb der Gruppe von Experten und Expertinnen zeigen, dass die beanspruchte Verallgemeinerbarkeit des Expertenwissens nicht mit einer Objektivität der Meinung gleichgesetzt werden kann und auch in Experteninterviews subjektive Deutungen gefunden werden“ (S. 570).

6.1.1 Auswahl der Expert*innen

Die Auswahl der Expert*innen erfolgt anhand einer bewussten, absichtsvollen Stichprobenziehung (engl. purposeful oder purposive sampling). Zu den Verfahren der absichtsvollen Stichprobenziehung gehört die theoretische Fallauswahl (engl. theoretical sampling) (Schreier, 2010, S. 241). Ziel ist, eine möglichst hohe Reichhaltigkeit an Informationen zu gewinnen und das zu untersuchende Phänomen in seiner Vielfältigkeit zu beschreiben. Es soll keine erschöpfende Erhebung, sondern eine erste Exploration des Untersuchungsfelds der KI im Bereich Corporate Learning aus verschiedenen Perspektiven erfolgen. Expert*innen an der Schnittstelle von KI und Personalentwicklung schienen zum Zeitpunkt Herbst 2019 noch rar zu sein. Die kleine Expertenanzahl ist allerdings insofern vertretbar, als dass eine grössere Auswahl an Daten nicht zwingend zu besserer Qualität führt. Eine kleine Stichprobe kann erwiesenermassen bereits eine hohe Abdeckung relevanter Aspekte bedingen, wenn die Expert*innen entsprechend ausgewählt sind (Akremi, 2014, S. 278–279). Auch ist zum Ziel der Systematisierung des

Untersuchungsfelds eine geringe Anzahl an Expert*innen ausreichend (Wassermann, 2015, S. 56). Harrison et al. (2020) bezeichnen dies als „small but influential sample“ (S. 161). Mithin wurde besonders auf Heterogenität und Qualität in der Fallauswahl geachtet. Die folgenden Kriterien zur Expertenauswahl wurden bereits im Vorgang der Studie spezifiziert:

- Person agiert an der Schnittstelle KI und Personalentwicklung und besitzt Expertenstatus auf diesem Gebiet.
- Vielfältige Perspektiven/Heterogenität: Die Expert*innen decken unterschiedliche Positionen ab: Praxis, Forschung sowie die Schnittstelle zwischen Praxis und Forschung.
- Expert*innen stammen aus dem DACH-Raum, um die kulturelle Anschlussfähigkeit sicherstellen zu können.

Während die Expert*innen aus den Bereichen ‚Praxis/Anbietende‘ und ‚Schnittstelle Forschung/Praxis‘ zielgerichtet auf den Unternehmenskontext bezogen werden konnten, musste im Bereich ‚Forschung‘ das Thema weiter gefasst werden. Die beiden ausgewählten Forscher setzen sich mit dem Thema KI zu Bildungszwecken auseinander, allerdings vorwiegend im Hochschulkontext. Die ausgewählten Personen wurden aufgrund qualifizierter Empfehlungen aus dem eigenen Netzwerk der Verfasserin in die Auswahl aufgenommen. Dies erleichterte den Zugang und gewährleistete, dass die Personen über einen wahrgenommenen Expertenstatus verfügen. Im Rahmen der Interviews wurde im Sinne des Schneeballprinzips nach weiteren Expert*innen gefragt. Es wurde jedoch im Verlauf des Forschungsprozesses darauf verzichtet, weitere Personen in die Expertenbefragung einzubeziehen, da die Informationsfülle und -breite nach den sechs Interviews bereits ausreichend handlungsleitend für die weiteren Forschungsschritte war. Die Interviews fanden in der Zeitspanne November 2019 bis März 2020 statt.

6.1.2 Datenerhebung

Die explorativen Experteninterviews wurden anhand eines halbstrukturierten Interviewleitfadens geführt. Dabei gilt das Prinzip: „So offen wie möglich, so strukturierend wie nötig.“ (Helfferich, 2014, S. 560) Das Prinzip der Offenheit spiegelte sich im Leitfaden wider. Es wurde mit offenen und breit angelegten Fragen gearbeitet, da diese die eigenen Erfahrungen und Einschätzungen der Expert*innen besser aufnehmen können. Durch dieses Vorgehen konnten mögliche blinde Flecken seitens der Forscherin möglichst früh im Forschungsprozess aufgedeckt werden. Das Interview wurde telefonisch oder per

Skype geführt und war auf 45 bis 60 Minuten ausgelegt. Der Hauptfragebogen hat folgende Merkmale:

- Um einen sicheren Rahmen zu bieten, wird zu Beginn erwähnt, dass am Ende des Interviews entschieden werden kann, ob eine Anonymisierung der angesprochenen Inhalte notwendig ist.
- Hauptfragen mit Unterfragen. Ziel ist, die Hauptfragen am Ende des Interviews abgefragt zu haben. Je nach Gesprächsverlauf und Schwerpunkten der Expert*innen werden die Unterfragen gezielt in das Interview eingebunden oder weggelassen.
- Den Beginn des Hauptfragebogens bildet ein erzählungsgenerierender Stimulus, auch als Erzählaufforderung bezeichnet. Dieser Start soll ermöglichen, dass möglichst viele relevante Aspekte spontan angesprochen werden können und so der weitere Gesprächsverlauf darauf aufbauen kann. Neben der möglichst unvoreingenommenen Informationsgenerierung kann auf diese Weise auch eine angenehme und offene Gesprächsatmosphäre geschaffen werden.

Zusätzlich zum Hauptfragebogen kam ein Kurzfragebogen zum Einsatz, der Daten zu den Expert*innen umfasst. Dies half dabei, die Antworten im richtigen Kontext interpretieren zu können. Gemäss den Empfehlungen von Bogner et al. (2014) wurde ein Pretest für den entwickelten Interviewleitfaden in Bezug auf die folgenden Aspekte durchgeführt: „Lässt sich der Leitfaden in der Praxis halbwegs umsetzen? Ist der geplante Zeitrahmen angemessen? [...] Wie hat der Experte das Gespräch empfunden, welche Fragen hat er vermisst? Welche waren schwierig zu beantworten?“ (S. 34). Der Pretest erfolgte iterativ und wurde mit zwei Personen aus dem näheren Umfeld der Forscherin durchgeführt. Die aufgrund der Rückmeldungen aus dem Pretest überarbeitete Version hat sich in der Praxis bewährt, es mussten während des Erhebungsprozesses keine weiteren Anpassungen mehr vorgenommen werden. Der finale Interviewleitfaden inklusive Rahmenbedingungen, Kurzfragebogen, thematischer Einleitung und Hauptfragekatalog kann im Anhang eingesehen werden (siehe Anhang 4: Explorative Experteninterviews: Guidelines und Interviewleitfaden).

Anwendung des Leitfadens:

„In besonderer Weise bedarf ein Experteninterview der Vorarbeit: Ein Tabu ist es, Informationen abzufragen, die aus anderen Quellen leicht zugänglich sind, da dies als Zeichen von Bequemlichkeit und mangelndem Respekt interpretiert wird (es kann aber um eine Bestätigung der Informationen gebeten werden). Professionelle, die sich zu

sensiblen Kontexten äussern sollen, bitten häufig vorab um die Zusendung des Leitfadens.“ (Helfferich, 2014, S. 572)

Gemäss Helfferich (2014, S. 572) wurde pro Expert*in eine Vorrecherche durchgeführt, damit im Gespräch die gewünschte thematische Tiefe erreicht werden konnte. Auch diente die Vorrecherche dazu, den Kurzfragebogen bereits auszufüllen und nur noch ergänzen zu lassen. Gewisse Antworten konnten so vorweggenommen und Stärken des*der jeweiligen Expert*in besonders genutzt werden. Zudem wurden die Hauptfragen des Interviews im Vorfeld an die Expert*innen versendet. Durch die Halbstrukturierung des Interviewleitfadens konnte auf die unterschiedlichen Situationen und Kenntnisstände der Expert*innen individuell eingegangen werden. Es galt somit der gleiche Leitfaden für alle Expert*innen, der Gesprächsverlauf und die inhaltlichen Schwerpunkte variierten indes je nach Interviewpartner*in. Es wurde darauf geachtet, dass alle Hauptfragen im Interview abgedeckt wurden. Die Unterfragen wurden je nach Gesprächsverlauf und Schwerpunkt des*der jeweiligen Expert*in unterschiedlich abgefragt. Aufgrund des zu Beginn platzierten erzählungsgenerierenden Stimulus konnte es geschehen, dass Antworten auf eine Hauptfrage bereits vorweggenommen wurden. Je nach Tiefe der Antwort wurde im Gesprächsverlauf noch einmal nachgefragt oder die Frage übersprungen. Der Rolle der interviewenden Person kommt in den Experteninterviews eine besondere Rolle zu. Ziel war, die Expert*innen möglichst oft und viel zu Wort kommen zu lassen, den Gesprächsverlauf flüssig zu halten, eine angenehme Gesprächsatmosphäre zu gestalten sowie Suggestivfragen und normativ geprägte Äusserungen von Seiten Forscherin zu vermeiden.

Nach den Interviews wurden kurze Post-Interview-Memos verfasst, wie dies von Bognner et al. (2014, S. 61) vorgeschlagen wird. Die Interviewdaten wurden wie folgt aufbereitet:

- Die Vorstellungsrunde und allfällige informelle Gespräche im Anschluss an das eigentliche Interview wurden nicht transkribiert.
- Transkripte wurden durch Transkripto leicht geglättet und mit Zeitmarker transkribiert.
- Diese Transkripte wurden anschliessend von der Forscherin gegengelesen und falsch transkribierte Fachbegriffe sowie unverständliche Satzteile wurden verbessert.
- Zusätzlich wurde beim Finalisieren der Transkripte ein Reflection-Memo pro Transkript pro Dokument im ATLAS.ti als Kommentar erfasst. Diese helfen bei der Auswertung und Interpretation der Daten.

- Die Transkripte wurden auf Wunsch der Expert*innen zum Gegenlesen an sie gestellt.

6.1.3 Datenauswertung

Zur Auswertung der explorativen Experteninterviews wurde die qualitative Inhaltsanalyse mittels Extraktion angewendet. Dieser Typ von Inhaltsanalyse wird von Bogner et al. (2014, S. 72) als ein bewährtes Verfahren für die Auswertung von Experteninterviews zu Informationszwecken eingeschätzt und ist vielzitiert. „Ziel der Analyse ist es, das Material so zu reduzieren, dass die wesentlichen Inhalte erhalten bleiben, durch Abstraktion einen überschaubaren Corpus zu schaffen, der immer noch Abbild des Grundmaterials ist.“ (Mayring, 2010, S. 65) Um dies zu erreichen, wurde nach dem bewährten fünfstufigen Prozess von Gläser und Laudel (2010) vorgegangen.

„Im Zentrum dieses Konzepts steht – so wie bei jedem inhaltsanalytischen Vorgehen – die Anwendung eines Kategoriensystems auf das zu untersuchende Material. In diesem Sinne folgt die Inhaltsanalyse – anders etwa als hermeneutische Verfahren – einer ‚Top-down‘-Logik. Das heisst jedoch nicht, dass das gesamte Material einfach einem starren System unterworfen würde. Tatsächlich müssen sich die Kategorien am Material bewähren, und sie müssen ausserdem revidierbar sein. Dies macht einen Grossteil der qualitativen Analyse aus.“ (Bogner et al., 2014, S. 73)

Der Prozess von Gläser und Laudel (2010) besteht aus den folgenden fünf Schritten (Bogner et al., 2014, S. 73–75). Die Umsetzung der fünf Schritte wird im Anschluss beschrieben.

Schritt 1: Fragestellung und Materialauswahl

Der zu untersuchende Textkorpus besteht aus den sechs Interviewtranskripten, die im Zeitraum November 2019 bis März 2020 entstanden sind.

Schritt 2: Aufbau eines Kategoriensystems

Das Kategoriensystem wird eng an den Interviewleitfaden angelehnt und ist somit deduktiv abgeleitet. Das Kategoriensystem gibt vor, anhand welcher Aspekte die Interviewtranskripte untersucht werden sollen (Bogner et al., 2014, S. 74). Das Kategoriensystem hilft auch, Ein- und Abgrenzungskriterien zur Extraktion festzulegen. Das Kategoriensystem kann im Anhang eingesehen werden.

Schritt 3: Extraktion (statt Kodierung)

Im Rahmen der Extraktion werden gemäss Bogner et al. (2014, S. 74) zweckdienliche Informationen in den Interviewtranskripten gesucht und anhand des Kategoriensystems

kodiert. Diese Extrakte werden mit einer eindeutigen Markierung direkt in ATLAS.ti gekennzeichnet. Die Markierung besteht aus der Dokumentennummer und einer fortlaufenden Nummerierung. Direktzitate können so referenziert und die Textstellen im Transkript einfach aufgefunden werden.

Schritt 4: Aufbereitung der Daten

Die einzelnen Extraktionen werden in Verbindung gebracht und über die Interviews hinweg verstreuten Informationen verknüpft und in Zusammenhang gebracht. Informationen, die als wenig relevant für die Beantwortung der Forschungsfragen gelten, werden reduziert. Auch werden offensichtliche Fehlaussagen oder irreführende Passagen gestrichen (Bogner et al., 2014, S. 74).

Schritt 5: Auswertung

Ziel der Interviewauswertung ist kein Quervergleich zwischen den Expert*innen, sondern ein möglichst breiter Überblick zum Thema KI in der Personalentwicklung mit Fokus auf Corporate Learning. Deshalb gilt die folgende Vorgehensweise:

„Die Auswertung zielt darauf, die Interviewtexte so ‚umzubauen‘, dass sie zu einer tragfähigen Informationsbasis werden, um die Forschungsfrage beantworten zu können.“ (Bogner et al., 2014, S. 73)

Die Resultate der explorativen Experteninterviews werden zunächst anhand der gestellten Interviewfragen deduktiv ausgewertet. Dabei werden die Aussagen aus den einzelnen Interviews interpretativ in einen Text zusammengefügt und Direktzitate zur Verdeutlichung verwendet. Der Einsatz von Direktziten ermöglicht die Nachvollziehbarkeit der Originalaussagen der Expert*innen. Danach werden weitere Erkenntnisse dargestellt, die anhand der Reflection-Memos und der Gegenüberstellung von Aussagen speziell hervorgehoben werden sollen. Schliesslich folgen die Zusammenfassung der zentralen Erkenntnisse und der Ausblick auf die weiteren Forschungsschritte.

6.2 Datenaufbereitung: Resultate aus den explorativen Experteninterviews

Die Resultate werden zusammengefasst als Fliesstext präsentiert. Die Direktzitate werden anhand der eindeutigen ATLAS.ti-Kodierung der Interviewtranskripte zitiert.

6.2.1 Definition von KI im Kontext von Corporate Learning

Künstliche Intelligenz wird als breites, interdisziplinäres Forschungsfeld bezeichnet, das stark mit Informatik verknüpft ist. Es wird mehrfach darauf hingewiesen, dass eine einheitliche KI-Definition bis dato noch nicht existiert und schwierig zu erreichen ist. Dies wird nicht zuletzt der Begriffszusammensetzung aus ‚künstlich‘ und ‚Intelligenz‘ zugeschrieben sowie dem Aspekt, dass Tech-Giganten aktuell mit verschiedenen Auffassungen des KI-Begriffs operieren. Die Antworten der Expert*innen zeigen eine Spannweite an unterschiedlichen Definitionsmöglichkeiten auf, die sich bestätigen und ergänzen. Grundsätzlich abweichende Auffassungen wurden nicht festgestellt. Folgende Aspekte können aus den Gesprächen als gemeinsame Nenner abgeleitet werden:

Konzept der schwachen KI: Bei der Definition von KI erscheint besonders relevant, KI von Science-Fiction-Vorstellungen abzugrenzen. Dazu hilft die Verwendung des Konzepts der schwachen KI, das mehrfach erwähnt, beschrieben und für ein realistisches Verständnis empfohlen wird. Auch wird dazu geraten, die Definition von KI in einem ersten Schritt unabhängig vom Thema Corporate Learning zu erarbeiten (3:10).

KI als Baukasten: KI ist keine Technologie per se, sondern ein Baukasten, der sich aus unterschiedlichen Verfahren zusammensetzen kann. Diese sind je nach zu lösender Aufgabe unterschiedlich. Dieser Baukasten setzt sich gemäss den Expertenaussagen aus unterschiedlichen Technologien zusammen. „Das Spektrum der konkreten Algorithmen, die unter KI gefasst werden, ist relativ breit.“ (4:11) Die folgenden Technologien, technischen Begriffe und Verfahren wurden von den Expert*innen mit KI assoziiert: Algorithmen, Machine Learning; neuronale Netzwerke; Deep Learning; regelbasierte, symbolische-Verfahren; Information-Retrieval-Systeme; Vorhersage-Modelle; Statistik/statistische Verfahren; Clustering-Verfahren; Robotics; empathische KI-Agenten; Chatbots; Avatare; Computerlinguistik; Emotions- und Verhaltensmodelle. Besonders hervorgehoben wird das Thema Machine Learning, das wiederum viele Unterdisziplinen umfasst: „Das Thema Machine Learning ist in den letzten Jahren sehr in der Diskussion, wobei das manchmal gleichgesetzt wird mit dem, was KI ist, aber das stimmt eben nicht. KI ist ein sehr breites, interdisziplinäres Forschungsfeld und Machine Learning ist ein kleiner Bereich in diesem grossen Feld, bekommt aber sehr viel Aufmerksamkeit, weil es da in den letzten Jahren sehr rasche Fortschritte gegeben hat.“ (3:17)

Unterschiedliche Anspruchsniveaus in Bezug auf Begriffsverwendung: Ab wann eine Lösung mit KI bezeichnet werden kann, unterscheidet sich je nach Perspektive und ist im aktuellen Sprachgebrauch nicht einheitlich geregelt. Je nach Auffassung von KI sind mehr oder weniger elaboriertere oder herkömmlichere Technologien mitgemeint. Das

Anspruchsniveau, ab wann etwas mit KI bezeichnet werden kann, unterscheidet sich stark. „Die Frage ist, welche Art von KI es ist. Ist es nur eine rechnergetriebene Digitalisierung von Prozessen? Oder unterhalten wir uns wirklich über KI, also über intelligente Systeme, die selbst lernen, die sich selbst weiterentwickeln und dadurch immer passgenauere Antworten liefern?“ (2:9)

Eine Variante, wie das Anspruchsniveau an eine KI-Lösung divergieren kann, ist folgende:

1. Wirkung = Intelligenz: Diese Leistung hätte von einem Menschen Intelligenz abverlangt.
2. Prozess = Intelligenz: Die KI-Lösung optimiert sich selber und entwickelt sich selber weiter.

Beide Varianten sind heute in der Praxis und den Expertenantworten aufzufinden. Zu Variante 1 würden beispielsweise Chatbots gehören, die unter Umständen skriptbasiert aufgesetzt sind, aber dennoch eine menschliche Leistung vollbringen, indem sie zum Beispiel eine Frage-und-Antwort-Sitzung (engl. Q&A-Session) übernehmen. Zu Variante 2 zählen beispielsweise Algorithmen, die im Rahmen von Empfehlungssystemen im Hintergrund mit grossen Datenmengen arbeiten, dafür aber andere Kompetenzen aufweisen, die Menschen nicht haben.

Das folgende Zitat grenzt von Science-Fiction-Vorstellungen ab: „Künstliche Intelligenz ist jetzt auch nichts anderes als Algorithmen, Daten, die Auswertung von Daten.“ (6:1)

Bezug zur menschlichen Intelligenz: Das Simulieren menschlicher Intelligenz und eine gewisse Autonomie kommen in allen Experteninterviews als gemeinsame Nenner auf. Sinngemäss kann dies wie folgt formuliert werden: ‚Wenn es ein Mensch tun würde, würde man dies als intelligent bezeichnen.‘ Der Begriff der Intelligenz ist allerdings nur schwierig erfassbar und multifacettiert. Insbesondere der Begriff ‚Intelligenz‘ lässt verschiedene Interpretationen zu. In den Interviews wird beispielhaft zwischen der kognitiven und der sozialen, emotionalen Intelligenz unterschieden. Dabei wird das Feld so eingeschätzt, dass es aktuell hauptsächlich die kognitive Intelligenz umfasst. “[...] dazu gehört dann im Bereich der KI die Simulation von Planungsprozessen, Entscheidungen zu treffen, Vorhersagen zu machen.“ (6:11) Ausserdem wird darauf hingewiesen, dass der Begriff der Intelligenz im alltäglichen Wortgebrauch mit menschlicher Intelligenz gleichgesetzt wird, was zu einer starken Verknüpfung der KI mit menschlichen Eigenschaften führt. Dies veranlasse dazu, Science-Fiction-Vorstellungen zu generieren, die aus Sicht der Expert*innen allerdings mit Vorsicht zu betrachten sind. KI wird vielmehr

als ein Feld verstanden, „auf dem versucht wird, menschenähnliche Leistungen auf der Basis von Informatik nachzubilden über Modelle und das mit einer gewissen Autonomie, könnte auch Intelligenz sein, aber auch das ist eine Definitionssache“ (5:11). KI wird mehrstimmig als Nachbildung oder Simulation von Intelligenz verstanden und weniger als eine Intelligenz an sich. Dies hängt auch mit den erwähnten Konzepten der schwachen und starken KI zusammen.

„Das sind alles solche Dinge, wo man gesagt hat, wenn das ein Mensch machen würde, wäre das intelligent. Eine Maschine kann das auch, deswegen spricht man von KI.“ (3:15)

Gleichzeitig relativiert das folgende Zitat: „Wenn man sich mal tief damit beschäftigt, ist da natürlich keine Intelligenz, aber es sind hervorragende autonome Modelle.“ (5:12) Dass durchaus Unterschiede zwischen der menschlichen Intelligenz und einer KI sowie deren Potenzial bestehen, verdeutlicht das folgende Zitat:

„Das bedeutet dann nicht, dass die KI-Systeme die Verstehensinterpretation korrekt durchführen können, und das ist der grosse Unterschied und da ist sich die Forschungs-Community einig, dass das auch noch lange so bleiben wird. Wir Menschen können innerhalb von einem Satz beliebig in Kontexten wechseln, privat, beruflich, witzig gemeint, sehr ernst gemeint, und eine KI kann das eben nicht. Aber im reinen Verstehen von begrifflichen Inhalten, aber auch von Zusammenhängen, sind in den letzten Jahren sehr viele Fortschritte gemacht worden.“ (5:2)

KI kann, muss aber keine Gestalt annehmen: Es wird ebenfalls diskutiert, ob KI menschenähnliche Gestalt hat oder nicht. Dies ist kein notwendiger Faktor, kann aber durchaus in ein KI-System integriert sein. Beispiele dafür wären Roboter oder Chatbots mit Persönlichkeitsmerkmalen.

Digitalisierung als Voraussetzung, aber keine ausreichende Bedingung für KI: Es scheint, dass KI im Wortgebrauch oft mit Digitalisierung gleichgesetzt wird. Dies greift zu kurz. Nicht alles, was Digitalisierung ermöglicht und repräsentiert, ist KI. Gleichwohl ist KI ohne Digitalisierung nicht möglich. Digitalisierung ist eine Voraussetzung für KI, aber keine ausreichende Bedingung.

Unterschiedliche Arten von KI: Eng verknüpft mit den beiden Aspekten des Baukastens und der Diskussion in Bezug auf die menschliche Gestalt unterscheidet einer der Interviewpartner zwischen verschiedenen Arten von KI. Je nach Art der KI sind die darin eingesetzten Algorithmen leistungsfähiger, dafür wird keine menschliche Gestalt angenommen. Umgekehrt gibt es KI-Lösungen, die das Verkörpern einer menschlichen Intelligenz als Hauptziel haben, während die Algorithmen weniger autonom gestaltet sind.

- Big-Data-KI: Hier liegt der Fokus auf der Datenauswertung und Mustererkennung, wie es in einem Interview ausgeführt wird:
 „In diese Kategorie fallen aber auch KI-Services wie Spracherkennung, Sprachverstehen, Keyword-Spotting, Learning Analytics. Es ist dieser ganze Bereich, wo heute – und auch in den letzten ein, zwei Jahren konnte man das sehr stark beobachten – diese typischen KI-gestützten Chatbot-Systeme. Früher mit Texteingaben, wo dann nach Keywords gesucht worden ist, teilweise Kontexte interpretiert worden sind, und dann bekommt der Mitarbeiter auf eine konkrete Suchfrage beispielsweise mit einem Information-Retrieval-System vielleicht noch im Hintergrund, also typische Services, wie sie IBM Watson anbietet, eine Information zurückgeliefert. Und das per se ist schon mal aus zwei Gesichtspunkten ein deutlicher Fortschritt: Zum einen sind Informationen heute in den unterschiedlichsten Ablageorten in grossen Unternehmen so vielfältig, dass man sie mit einer normalen Suche, wenn das jetzt nicht Standardinformation ist, gar nicht finden würde. Und mit diesen KI-gestützten Information-Retrieval-Prozessen kann man auch versteckte Informationen, Information, die länger abgelegt worden ist, in anderen Kontexten abgelegt worden ist, wiederfinden.“ (5:2)
- Sprach-Dialog-befähigte KI: Laut dem Interviewpartner hat diese Art von KI-System in den vergangenen zwei Jahren stark zugenommen. „Bei den gut trainierten Sprachen wie Englisch ist inzwischen die Erkennungssicherheit ungefähr in dem Bereich eines normalen Menschen, was ganz erstaunlich ist.“ (5:2) Allerdings betont der Experte, dass das Verstehen noch keine Verstehensinterpretation bedeutet. Hier sei sich die Forschungs-Community einig, dass dies noch lange so bleiben wird: „Wir Menschen können innerhalb von einem Satz beliebig in Kontexten wechseln, privat, beruflich, witzig gemeint, sehr ernst gemeint und eine KI kann das eben nicht. Aber im reinen Verstehen von begrifflichen Inhalten, aber auch von Zusammenhängen sind in den letzten Jahren sehr viele Fortschritte gemacht worden, sodass heute mit diesen Sprachassistenten in vielen Bereichen tatsächlich ein normaler, sehr eng geführter, sehr domänenspezifischer Dialog möglich ist, der aber dem Lerner oder wenn man jetzt nicht das Lernen nur nimmt, sondern jemand, der generell in so einen KI-basierten Dialog eintritt, dass der schon das Gefühl hat, dass da quasi mit ihm persönlich gesprochen wird, bei allem rationalen Wissen, dass er gerade mit einer Maschine spricht. Aber es ist was völlig anderes als diese textbasierten Systeme mit ganz wenig Feedback-Auswahl oder den Systemen, die wir seit einigen Jahren ja kennen, wenn man irgendwo bei einem Helpdesk anruft und einem da 20 Fragen gestellt werden und man immer mit Nummern antworten muss. Da ist in den letzten

Jahren gewaltig viel passiert, sodass [...] man auch tatsächlich sowohl von der sprachlichen Qualität als auch von der inhaltlichen Qualität gute Antworten bekommt.“ (5:2)

- Empathische KI-Agenten: „Solche KI-basierten empathischen Agenten sind mit Emotions- und Verhaltensmodellen ausgestattet und können sozusagen situativ adäquat reagieren.“ (5:6) Empathische KI-Agenten können menschenähnliche Formen annehmen, müssen dies aber nicht: „Die Repräsentation durch eine menschenähnliche Gestalt hilft natürlich noch mal in der ganzen emotionalen Dimension, und dort ist es spannend, zu beobachten, inwieweit diese computergenerierten Kunstwesen von uns Menschen als Dialogpartner wahrgenommen und am Ende auch geschätzt werden.“ (5:4) Tendenziell scheinen empathische Agenten virtuell eingesetzt zu werden, zum Beispiel in Verbindung mit einer virtuellen immersiven Umgebung. In solchen Lösungen sind laut dem Interviewpartner weniger Big Data hinterlegt, sondern Modelle.

Es kann schlussgefolgert werden, dass die übergeordnete Annäherung an den KI-Begriff der allgemeinen KI-Management-Literatur folgen kann, wie sie im theoretischen Bezugsrahmen genutzt wurde. In der näheren Betrachtung spezifischer Anwendungsfälle und Einflussfaktoren ist die Kontextabhängigkeit hingegen zentral. Es zeigt sich, dass diese Arbeitsdefinition sorgfältig vorgenommen werden muss, um eine präzise Begriffsverwendung und entsprechend einen zielführenden Dialog und eine Diskussion an der Schnittstelle zwischen KI und Personalentwicklung ermöglichen zu können. Dies scheint Stand heute noch nicht der Fall zu sein.

6.2.2 Anwendungen und Szenarien von KI im Kontext von Corporate Learning

Neben konkreten Einsatzmöglichkeiten von KI in der Personalentwicklung, die in Tabelle 22 auf Seite 142 zusammengefasst werden, lassen sich aus den Experteninterviews verschiedene Erkenntnisse ableiten, die dabei helfen können, weitere Anwendungen und Szenarien zu explorieren. Eine hilfreiche Typologie bildet die Unterscheidung zwischen bewusstem und unbewusstem Einsatz von KI, die entweder speziell für die Personalentwicklung entwickelt und eingesetzt oder aber generell im Arbeitsalltag sowie im privaten Leben genutzt werden. Die Tabelle 21 verdeutlicht diese Varianten:

Tabelle 21: Verschiedene Typen von KI-Einsätzen gemäss Expert*innen
(eigene Darstellung in Anlehnung an die Experteninterviews)

	Speziell für PE-Zwecke	Genereller Einsatz

Bewusst/sichtbar	Adaptive Lernsysteme, WOW-Beispiele fehlen allerdings noch	DeepL, Kundendienst-Chatbots
Unbewusst/nicht sichtbar	Sprachlernapplikationen wie Duolingo oder ELSA	Netflix, Amazon, ...

Das folgende Zitat verdeutlicht die verschiedenen Formen von bewusster und unbewusster KI:

„Es gibt viele Stellen, wo KI drin ist, mir aber nicht präsent ist. Auf der anderen Seite gibt es Plattformen, wo mir die KI sichtbar entgegenwinkt. Und dann wahrscheinlich viele Plattformen, wo ich nicht ganz sicher weiss, ob es sich um KI handelt, es sich aber besonders einfach anfühlt.“ (2:22)

Ein Beispiel, das zwar in der Personalentwicklung auch genutzt werden kann, aber nicht speziell zu diesem Zweck entwickelt wurde, ist der Übersetzungsservice DeepL. Dieser Service erleichtert und beschleunigt die Übersetzung von Lernmaterialien, ist aber nicht zu diesem Zweck erstellt worden. Das Gegenteil bilden adaptive Lernsysteme, die zum Zweck von Lernen und Weiterbildung entwickelt und eingesetzt werden. Diese Arbeit konzentriert sich auf die linke Seite der Tabelle, nämlich auf den bewussten und unbewussten Einsatz speziell für PE-Zwecke

In Bezug auf die Verbreitung von KI-Einsätzen in der Personalentwicklungspraxis lassen sich folgende Kernaussagen identifizieren: Vieles, das heute bereits umgesetzt ist, ist regelbasiert. An einigen Stellen ist eine selbstlernende KI bereits im Hintergrund dabei, allerdings unbemerkt. Als Beispiele hierfür gelten Empfehlungssysteme auf gewissen Lernplattformen oder Anwendungen wie DeepL. Den so genannten disruptiven Killer-Use-Case gibt es gemäss Expertenaussagen noch nicht. Es wird indes bemerkt, dass viele Konzepte und Ideen vorhanden und Einzelbeispiele auffindbar sind. Die WOW-Beispiele fehlen trotzdem in der Personalentwicklung. Auch „[...] von der breiten und massenwirksamen Umsetzung ist man noch weit entfernt.“ (2:2)

Zudem erscheinen gemäss den Expertenantworten auch Branchenstandards für KI-basierte Systeme in der Personalentwicklung noch wenig absehbar.

Einige Expert*innen ziehen als Beobachtungspunkt die Learntec⁶ heran. Dort sei das Thema KI noch unterrepräsentiert. „Da geht es noch um die Einführung von Lernplattformen, also eher um klassische Personalentwicklung, klassisches Training. Dass man versucht, in irgendeiner Form zu digitalisieren.“ (2:44) Gleichwohl wird beobachtet,

⁶ Laut eigenen Angaben des Veranstalters Europas grösste Veranstaltung für digitale Bildung in Schule, Hochschule und Beruf, die Fachmesse und Kongress verbindet (<https://www.learntec.de/de/>, zuletzt geprüft am 15.04.2022).

dass viele Anbietende und Personalentwicklungsabteilungen auf das Thema KI aufspringen wollen.

„Die Lernplattformanbieter, die auch den Corporate-Markt bedienen, versuchen, zu signalisieren, dass sie ihre Systeme aufrüsten und erweitern und stärken. Das ist eine Entwicklung, die ich beobachte. Worin genau die Adaptivität und die KI-basierte Unterstützung dieser Plattform bestehen, das ist manchmal noch recht vage oder ungenau. Da ist, finde ich, noch einiges offen.“ (3:4)

Die meisten Beiträge auf der Learntec würden dazu dienen, ein Grundverständnis zum Thema KI zu schaffen. Konkrete Beispiele und Anbietende, die tatsächlich KI-Lösungen offerieren, seien erst vereinzelt zu finden. Als Beispiele werden Area9 und Valamis genannt.

Ein besonderes Nutzenpotenzial von KI in der Personalentwicklung mit Fokus auf Corporate Learning wird in der Abdeckung von Routineprozessen, in der E-Learning-Produktion und Content-Entwicklung, im Performance-Support und in der Lernunterstützung des*der Einzelnen gesehen. Laut den Expertenaussagen eignen sich KI-Einsätze insbesondere für Anwendungen, bei denen viel unbestrittenes Wissen und Modelle zur Verfügung stehen und entsprechend Mustererkennungen und Regeln möglich sind. Auch wird im Bereich des Performance-Support unter anderem die Möglichkeit gesehen, dass KI-basierte Lösungen reaktiv auf Fragen reagieren können, genauso aber proaktiv Lösungsvorschläge liefern. Umso mehr ein System genutzt wird und umso mehr Daten dadurch generiert werden können, desto besser könne ein Performance-System adaptiv unterstützen. In Bezug auf die Unterstützung des*der Einzelnen liefert folgendes Zitat Einblicke:

„Für mich ist ein Ziel, KI einzusetzen, um den Einzelnen zu unterstützen, damit er besser weiss, als vielleicht mit herkömmlichen Methoden, welche Inhalte es gibt, welche Methoden zur Aneignung von Inhalten bestehen. Und auch die KI weiss, was die Vorlieben des- oder derjenigen sind, kann ihr Vorschläge machen und ihn oder sie beraten bei der Kompetenzentwicklung.“ (6:5)

In einem anderen Interview wird das Beispiel virtueller Lernumgebungen aufgegriffen, in denen auch viel Potenzial gesehen wird:

„Wenn man eine virtuelle Umgebung nimmt als Lernumgebung und die Leute darin tatsächlich so lernen lassen, wie sie das mögen. Der eine will direkt mal anfassen und ausprobieren und hat erst Fragen, wenn er nicht weiterkommt, der andere, dem ist es wichtig, dass ihm das alles mal erklärt wird. Das könnte so ein KI-Agent machen. Der Dritte liest erst einmal die 200 Seiten des Dokuments, um wirklich alles erfasst zu haben,

und legt dann los. KI-basierte Umgebungen bieten die Flexibilität, dass man auch in dieser Art des Lernens individuell auf den Einzelnen eingeht. Das ist eine ganz wichtige Perspektive. Dass ich individuell auf die Leute eingehe und vermutlich einen viel höheren Transfer über alle Lerner erreichen kann. Die zweite, in den klassischen asynchronen Lernumgebungen, zum Beispiel in einem E-Learning oder meinetwegen auch mit einem Seminar, [...] in dem Sinne, dass da in der Regel einer spricht und alle anderen nehmen nur passiv auf und können selber nicht reflektieren geschweige denn handeln, und es ist auch keine intersoziale Aktion da oder nur extrem reduziert. Auch dort, glaube ich, dass wir zu einer deutlichen Qualitätsverbesserung kommen, wenn solche KI-Agenten mit einer gewissen sozialen und empathischen Komponente solche Selbstlernumgebungen anreichern und dem Lerner das Gefühl geben, hoppla, da ist jemand, der sich mit mir beschäftigt, obwohl ich in einem Selbstlern-Setting unterwegs bin.“ (5:34)

Die Analyse der Aussagen und der konkret angesprochenen Beispiele ergibt, dass der Einsatz von KI im Kontext von Corporate Learning *drei Hauptzwecke* verfolgt:

- Automatisierung
- Personalisierung
- Skalierung

Die folgenden Aspekte werden als mögliche Anwendungsfelder von KI im Kontext von Corporate Learning erwähnt. Es wird nicht expliziert, welche Anwendungsfelder heute bereits im Einsatz und welche künftig denkbar sind. Auch wird nicht zwischen Themen, konkreten Anwendungen oder reinen Überbegriffen unterschieden. Es handelt sich um eine erste Zusammenstellung an Einsatzoptionen. Die Strukturierung erfolgt anhand der Gliederung, die im Rahmen des theoretischen Bezugsrahmens zur Personalentwicklung erstellt wurde. Diese Tabelle wird im Verlaufe der Forschungsarbeit aufgrund der nachfolgenden Studien weiter angereichert und reflektiert.

Tabelle 22: KI-basierte Anwendungen für Corporate Learning laut Expert*innen
(eigene Darstellung)

Prozessschritt	Expertenantworten
Bedarfsklärung, Diagnostik und Lernzielsetzung	– Assessments – Bedarfsklärung – Dateninterpretation/Auswertungen, z. B. Vorhersagen, Entscheidungen unterstützen, welche Skills werden wo gebraucht? – Standortbestimmungen
Konzeption und Erstellung von Lernangeboten	- Automatische Erstellung von Inhalten (Lernvideoentwicklung, Audio und Bild zusammensetzen aus bestehenden Videos, Fachbucherstellung, automatisches Erstellen von Quiz) - Transkription - Übersetzungen

Kuratieren und Orientierung	- Empfehlungen, Lernpfade, Kontakte, Lerninhalte, Lerngruppen, Lernprozesse ... - Kuratieren
Trainings und Kurse (online, hybrid, physisch)	- Adaptives Lernen - Trainings, Übungen, Rollenspiele, Anreicherung von Trainings (virtuelle Trainingsumgebungen, z. B. auch mit einem empathischen KI-Agenten) - Tutoring
Erweiterte Trainings und Leistungshilfen/ Lernen im Prozess der Arbeit	- Assistenz (Erinnerungen, ...), Lernassistent oder Assistent beim Job selbst, Wissensassistent, Informationsbutler, Knowledge-Navigator - Feedback - Onboarding - Performance-Support (ist vermutlich noch ein weiter Weg)
Lernen on demand/selbstgesteuertes Lernen	- Unterstützung im Lernprozess, Unterstützung bei Selbstregulation (Planung, Monitoring, Reflexion)
Moderierte Lern- und Reflexionsprozesse im Arbeitsfeld	- Coaching - Mentoring
Austausch und Lernen von-/miteinander	Nicht explizit angesprochen
Transfersicherung und Lernprozessbegleitung	- Transferunterstützung
Evaluation und Qualitätsentwicklung	Nicht explizit angesprochen
Rahmenbedingungen gestalten	- Bildungsprozesse optimieren (Stichwort: Learning Analytics)
Portfolio-Management	Nicht explizit angesprochen
Administration	- Q&A

Neben möglichen Anwendungen von KI in der Personalentwicklung nennen die Expert*innen auch KI-Systeme und Technologien, die im Personalentwicklungskontext eine Rolle spielen können.

- Bilderkennung
- Chatbots
- Expertensystem
- Learning Analytics
- Machine Learning
- Physiologische Daten (Herzrasen, Hautleitfähigkeit), Wearables
- Robotic Process Automation (RPA)
- Sensorik, Gesichtserkennung, Mimik, Stimme (Coaching, aber noch kein konkretes Beispiel)
- Sprach-Dialog-Befähigung

- Sprachverstehen
- Virtuelle Lernumgebungen

Die Anbietenden, die in den Experteninterviews genannt werden, fliessen in die Marktanalyse ein, die im Rahmen der Fallstudienuntersuchung erstellt und im Anhang eingesehen werden kann (siehe Anhang 10: Marktanalyse).

Die Antworten auf KI-Anwendungen und -Szenarien im Bereich Personalentwicklung bedingen die folgenden Schlussfolgerungen für die weiterführende Forschung:

- Dem Thema KI in der Personalentwicklung wird ein grosses Potenzial zugesprochen. Dennoch sind die Anwendungen von einer breiten Skalierung weit entfernt. Auch Leuchtturmbeispiele gibt es wenige. Dies eröffnet die Fragestellung, was diese Lücke von zugesprochenem Potenzial und tatsächlicher Ausschöpfung davon prägt. Was sind Einflussfaktoren, die den Fortschritt prägen?
- Viele der genannten konkreten Beispiele stammen aus dem Schul- und Hochschulkontext. Dieser scheint mit Blick auf den Einsatz von KI fortgeschrittener zu sein als der Personalentwicklungskontext. Dies lässt darauf schliessen, dass Literatur aus dem Hochschulkontext als Informationsquelle für die KI-Personalentwicklungsforschung beigezogen werden sollte.
- Ein reiner Blick auf das Automatisierungspotenzial von Personalentwicklungsaufgaben durch KI wäre zu eng gefasst. KI hat das Potenzial, nicht nur bestehende Prozesse zu automatisieren, sondern sie zu optimieren oder sogar zu disruptieren. Diesem Aspekt gilt es im weiteren Forschungsverlauf Rechnung zu tragen.
- Es zeigt sich, dass das Thema des KI-Einsatzes in der Personalentwicklung aus verschiedenen Perspektiven betrachtet werden kann. Zum einen können konkrete Rollen, Aufgaben und Prozesse der Personalentwicklung in den Blick genommen werden und es kann versucht werden, den Technologieeinsatz daraufhin zu mappen. Zum anderen können verschiedene Technologien und KI-Systeme einzeln betrachtet werden, woraus hergeleitet werden kann, wie sie in der Personalentwicklung eingesetzt werden könnten.
- Ab wann von KI gesprochen werden kann und was eine KI-Lösung ausmacht, klärt sich auch in der Frage nach Anwendungen nicht eindeutig.

6.2.3 Durch KI verursachte Veränderungen im Kontext von Corporate Learning

Die Fragen, was das Neue am Thema KI im Kontext von Corporate Learning ist und welche Veränderungen KI im Gegensatz zu anderen technologischen Fortschritten

mitsichbringt, scheinen herausfordernd und wurden tendenziell mit etwas Bedenkzeit beantwortet. Auch zeigt sich in den Antworten, dass nicht alle Erwähnungen KI direkt betreffen, sondern sich teilweise auch auf andere Bewegungen im Rahmen der digitalen Transformation beziehen. Alle Antworten sollen hier aufgezeigt werden, um ein möglichst vollständiges Bild der Expertenantworten zu zeichnen.

Neuerungen/Veränderungen in Bezug auf Lernen:

- Es ist eine stärkere Individualisierung und Personalisierung beobachtbar, eine Steigerung davon wird erwartet.
- KI führt zu neuen Lernerfahrungen und neuer Didaktik, zum Beispiel im Bereich des adaptiven Lernens.
- Affekt und Emotionen werden vermehrt im Lernprozess mitberücksichtigt.
- Veränderte Lernwege durch anderes Zeitempfinden.
- Es wird erwartet, dass stärkere Mensch-Maschine-Interaktionen aufkommen und dass Lernende künftig vermehrt mit der Maschine respektive dem System interagieren.
- Immersive Umgebungen und Simulationen werden vermehrt für Weiterbildungszwecke eingesetzt, da sie weniger gefährlich und weniger kostspielig sind als die realen Umgebungen. Beispiel: virtuelle Simulation des Basis-Gotthard-Tunnels für Sicherheitstrainings.
- „Wir sehen eine ganz starke Entwicklung dahin, dass es in den nächsten Jahren immer besser möglich sein wird, dass man einfache Wissensvermittlung, das einfache Vertrautmachen mit Themenfeldern, mit Abläufen, mit strukturiertem Handeln nicht mehr in der klassischen E-Learning-Form macht, die für viele abstrakt, wenig greifbar, wenig interaktiv ist, sondern in einer ähnlichen Qualität, als wenn ein menschlicher Ausbilder, Trainer, Tutor, Coach, Lernbegleiter diese Wissensvermittlung betreiben würde; mit KI betreibt.“ (5:4)

Neuerungen/Veränderungen in Bezug auf die Rolle der Personalentwicklung:

- Bildungsanbietende werden immer mehr zu Lernbegleitenden statt Wissensanbietenden.
- Beratungen finden vermehrt mit Bots statt durch Menschen statt. Als Beispiel wird der Myers-Briggs-Typenindikator (MBTI) genannt.
- KI ist neuer Inhalt für die Personalentwicklung und gleichzeitig eine Anforderung.
- Mehr Automatisierung in den Personalentwicklungsaufgaben.

- Eine aktuelle Erscheinung, die als Hype bezeichnet wird, bildet das Thema der Learning Experience. Diese ist nicht nur auf KI zurückzuführen respektive steht nicht nur mit KI in Verbindung, kann aber in Verbindung gebracht werden.
- Ein anderes Thema, das aktuell beobachtbar ist, ist das Aufbrechen der klassischen Rolle und des klassischen Verständnisses von Weiterbildung im Bereich Personalentwicklung hin zu Lernen im Arbeitsprozess.

Aussagen in Bezug auf Rahmenbedingungen:

- Das Thema Daten, insbesondere die Verfügbarkeit von Daten und die angemessene Nutzung davon, wird relevanter.
- Das Thema der Sprache und Umgang der Sprache wird wichtig, da sich KI-Algorithmen darauf beziehen. Es können Unterschiede auftreten, wie gut eine Lösung in welcher Sprache und wie differenziert eine Lösung funktioniert.
- Höhere Geschwindigkeit an Neuentwicklungen, da nicht mehr nur die bestausgebildeten MIT-Forschenden Einfluss auf die technologische Entwicklung nehmen können. Es ist aber noch unklar, welche der Apps sich durchsetzen werden.
- Generell höhere Digitalisierung, dadurch mehr Daten, dadurch mehr Möglichkeiten für den KI-Einsatz.

Eine Kombination, die in dieser Forschungsarbeit ausgeschlossen wird, aber gemäss Experteneinschätzung auch einen hohen Neuigkeitsgehalt birgt, ist die Kombination aus virtuellen Umgebungen und dem Einsatz von KI.

„Was ich noch gar nicht einschätzen kann, weil das für mich technisch noch eine andere Welt, eine andere Ebene ist, das ist zum Beispiel Virtual Augmented Reality, also das Eintauchen in Simulationen, in ganz andere Umgebungen. Finde ich faszinierend, ist für mich aber noch ein Bereich, der neben dem ‚klassischen‘ Internet steht. Wenn das aber irgendwann mal verbunden wird mit den Netzen, die wir haben, glaube ich, könnte die Fantasie noch mal einen ganz neuen Schub bekommen.“ (2:29)

Die Antworten in Bezug auf den Neuigkeitsgehalt liefern erste Hinweise, welche Veränderungen durch den KI-Einsatz im Kontext von Corporate Learning für verschiedene Anspruchsgruppen zu erwarten sind. Die Vermutung liegt nahe, dass der KI-Einsatz in der Personalentwicklung keine reine Automatisierung zur Folge hat und haben wird, sondern es sich um die Generierung einer neuen Qualität handelt und durchaus disruptiven Charakter haben kann. Ob es eher eine Evolution oder Revolution sein wird, darüber sind sich die Expert*innen unklar. Dieses Themenfeld bedarf indes noch einer vertiefteren Auseinandersetzung und wird insbesondere in Hinblick auf die Rolle der Personalentwicklung in dieser Forschungsfrage weiter vertieft.

6.2.4 Chancen und Gefahren von KI im Kontext von Corporate Learning

Die Antworten in Bezug auf Chancen, Gefahren und besondere Herausforderungen hinsichtlich des KI-Einsatzes in der Personalentwicklung geben erste Hinweise zu Einflussfaktoren, die den Fortschritt von KI in der Personalentwicklung prägen, und welche Hoffnungen und Befürchtungen/Risiken damit verbunden sind.

Chancen

Als Chancen oder Hoffnungen, die mit dem Einsatz von KI in der Personalentwicklung verbunden sind, werden folgende genannt:

- Individualisierung, weniger Giesskannenprinzip
- Höhere Motivation zu lernen dank höherer Relevanz
- Neue und relevante Inputs für den Arbeitsalltag durch passgenaue Empfehlungen
- Kostenersparnisse, Effizienzgewinne
- Mehr datenbasierte und somit faktenbasierte Entscheidungen
- Mehr Zeit für wertschaffende Ausgaben, beispielsweise Tätigkeiten in direktem Mensch-zu-Mensch-Kontakt durch die Automatisierung einfacher Aufgaben durch KI
- Neue Ansätze für alte Probleme, die es schon lange gibt: Lernerfahrung bedeutsamer, wirksamer und einfacher machen

Die Reflexion, zu welchem Zweck eine KI-Lösung zum Einsatz kommen soll, ist gemäss Expertenaussage zentral. „KI kann das Lernen unterstützen. Aber wir müssen auch immer noch wissen, was wir damit wollen. Was wollen wir mit der KI? Ist für mich die Leitfrage.“ (6:27) Die Definition der Zielsetzung ist Ausgangslage für die Beurteilung, ob ein Einsatz als normativ wünschenswert und erfolgreich beurteilt werden kann. Dies verdeutlicht auch das folgende Zitat:

„Wer definiert den Erfolg der Einführung von KI? [...] wohin will ich mit meiner Lernkultur? Davon hängt es ein bisschen auch ab, wann für mich KI ein Erfolg ist und auf welchem Pfad, also entweder in Richtung Effizienzgewinn für PE oder in Richtung Selbstorganisation für Mitarbeiter, KI einzahlt. Und je nachdem, wo ich das Pegel hinbewege, habe ich andere Kriterien für Erfolg.“ (2:58)

Gefahren

Bei dieser Beurteilung, aber auch bei der grundsätzlichen Reflexion über den Sinn und Unsinn des KI-Einsatzes im Kontext von Corporate Learning gilt es auch, die Risiken

und Bedenken zu beachten und abzuwägen. In den Experteninterviews kommen verschiedene Themen vor, die sich in diesem Zusammenhang bewegen:

- *Alte Prozesse mit neuen Technologien optimieren/fehlende Grundlagen für den zukunftsgerichteten KI-Einsatz:* Ein vielfach geäußertes Bedenken besteht in der möglichen Fokussierung auf formelle Lernprozesse und deren Optimierung.

„Eine Gefahr sehe ich darin, dass wir mit KI sehr auf der technischen Ebene liegen und der Lerner in seiner Rolle eigentlich nach wie vor Konsument bleibt.“ (2:50)

Zu dieser Befürchtung werden konkrete Beispiele genannt, die es kritisch zu hinterfragen gilt:

„Wenn man darauf schaut, was in China schon teilweise passiert mit adaptivem Lernen und der Erkennung der Gesichtsmimik durch die Kameras, indem das System bestimmt, welchen Lernstoff ich bekomme. Wir werden dann eigentlich fast wie Roboter behandelt und dazu optimiert, formell zu lernen.“ (1:81)

Dies könnte ein Rückschritt hinsichtlich normativ wünschenswerter Konzepte wie dem informellen Lernen, dem selbstorganisierten Lernen, der Kompetenzentwicklung, den Lernenden in der Rolle als Prosument*innen etc. bedeuten.

- *Einsatz für überholte Ziele:* Eine weitere Gefahr wird darin gesehen, dass KI für Lernziele eingesetzt werden, die in Zukunft an Bedeutung verlieren. Gemeint sind Lernziele, die auf niedrigen Taxonomiestufen angesiedelt sind. Die Wahrscheinlichkeit, dass dies geschieht, wird damit begründet, dass es sich bei solchen Lernzielen tendenziell um einfacher umzusetzende Massnahmen handelt als bei der Förderung zukunftsgerichteter Kompetenzen.

„Die Frage ist eigentlich auch wieder, wo ziele ich denn ab. Also ziele ich da auch wirklich ab mit Machine Learning oder ziele ich nicht eher ab, kreatives Problemlösen zu fördern. Vernetzung. Da, wo wir eh dann den Maschinen überlegen sind und wo wir auch so den Unterschied machen. Also kreativ Neues gestalten und jetzt nicht irgendwie noch besser auswendig Blödsinn zu pauken, damit ich irgendwelche Zertifikate bestehe. Und da sehe ich auch teilweise schon natürlich, wenn da Leute die alten Prozesse mit den neuen Technologien versuchen, zu optimieren.“ (1:82)

Hier offenbart sich ein mögliches Paradox: Aufgrund von KI werden Berufsfelder verändert und Aufgaben sowie Prozesse weitgehend automatisiert. Für den Menschen bedeutet dies die Konzentration auf diejenigen Fähigkeiten, bei denen er den Maschinen überlegen ist. Dies können beispielsweise 21st-Century-Kompetenzen wie Kreativität, emotionale Intelligenz etc. sein. Diese sind indes anspruchsvoller zu

fördern als Wissensinhalte und mechanische Prozessabfolgen. KI scheint aber in Bereichen wie der personalisierten Wissensvermittlung einfacher einsetzbar als in der Förderung von Sozialkompetenzen. Dies zeigt beispielhaft das Thema ‚adaptive Lernsysteme‘. „Das Grundproblem ist, dass man in Richtung Selbstorganisation dem Lernenden damit noch nicht hilft.“ (2:57)

- *Fehlende Ausrichtung auf zukunftsgerichtete Konzepte, für die KI eingesetzt werden könnte:* Personalentwicklungsabteilungen, die selbst über ein klassisches, traditionelles Verständnis verfügen und den Hauptteil ihrer Ressourcen auf formale Präsenzangebote legen, scheinen weit entfernt von der Ambition, KI für zukunftsgerichtete Personalentwicklung einzusetzen. Als Beispiele werden neue Formen von Erfolgsmessung, aber auch neue Formen von Lernformaten genannt.
- *Fehlendes Vorstellungsvermögen für disruptive Lösungen:* Während formelle und klassische Bildungsprozesse allerdings bekannt sind, wird das fehlende Vorstellungsvermögen, Bildungslösungen neu zu denken, befürchtet.

„Die sieht man bei jedem neuen Technologiesprung immer wieder, dass man die neuen Möglichkeiten nicht sieht.“ (1:83)

- *Ethisch-moralische Bedenken:* In diesem Zusammenhang werden von Seiten der Interviewpartner*innen vor allem offene Fragen gestellt, wie die beiden Zitate verdeutlichen:

„Und dann haben wir natürlich so übergreifende Themen wie Ethik/Moral jeweils: Wie weit soll KI gehen? Wie transparent ist KI? Wer weiss, wo KI drin ist? Wer darf dort mitsprechen/mitreden?“ (2:52)

„Wie geht man mit ethischen Fragen dabei um? Denn fast alle KI-Verfahren haben keine hundertprozentige Korrektheit, sondern alle freuen sich, wenn es zumindest 90 Prozent hat. Das heisst aber, dass gewisse Entscheidungen, die man an eine KI auslagert, praktisch mit Fehlern behaftet sein können. Solche Fragen müssen auf jeden Fall mitdiskutiert werden.“ (4:40)

Hier zeigt sich ein Themenfeld an der Schnittstelle zwischen KI und Personalentwicklung, das viele offene Fragen aufweist.

Sind Chancen und Gefahren abgewogen und überwiegen die Chancen für ein bestimmtes Einsatzfeld von KI, ergeben sich Herausforderungen bei der Einführung.

Herausforderungen

Als prominente Herausforderungen gelten folgende:

- *Akzeptanz/Widerstände/Erwartungsmanagement*: Lernprozesse laufen neu anders ab, die Didaktik ändert sich unter Umständen. Dies stellt neue Anforderungen an die Lehrenden und Lernenden. Wird dies nicht begleitet und begründet, kann dies Widerstände bedingen. Als Verdeutlichung wird hierzu beispielhaft ein adaptives Lernsystem beigezogen, bei dem der gewohnte rote Faden durchbrochen wird und einem*einer Lernenden scheinbar willkürlich Wissenshäppchen vorgelegt werden. Dies ist eine neue Didaktik, die erklärt und eingeführt werden muss. Ansonsten kann dies zu Verwirrung und Unverständnis bei den Endanwender*innen führen.
- *Enttäuschungen aufgrund unrealistischer Erwartungen*: Auch tritt zutage, dass aufgrund unqualifizierter Aussagen unrealistische Erwartungen entstehen, die dann enttäuscht werden.

„Das heisst, dass immer gesagt wird, KI, das wird alle unsere Probleme lösen, ohne tatsächlich ein tieferes Verständnis davon zu haben, was man dort mit KI eigentlich meint und in welche Algorithmen man da seine Hoffnungen setzt. Das passiert aus einer Uninformiertheit heraus und weckt auch unrealistische Erwartungen.“ (4:43)

Erwartungsmanagement erfordert zum einen vertiefte Kenntnisse zum Thema KI, zum anderen auch eine entsprechende Kommunikation.

- *Digitale Reife der Personalentwicklung*: Nach Experteneinschätzung befinden sich viele Personalentwicklungsabteilungen noch in der Phase der simplen Digitalisierung und Automatisierung von Prozessen, aber nicht in der Phase der Ausschöpfung von KI-Möglichkeiten. „Und ich glaube, ein Risiko, was wir haben, ist zu wenig Technikverständnis.“ (4:42)
- *Fehlende Kenntnisse und Erfahrungen mit KI in der Personalentwicklung*: Ist die erste Hürde der digitalen Reife der Personalentwicklung überwunden, bedeutet dies noch nicht, dass auch Kenntnisse und Erfahrungen in Bezug auf KI in der Personalentwicklung vorhanden sind. Hier ergibt sich die nächste Herausforderung:

„Ich glaube, auf der Kundenseite gibt es noch sehr grosse Wissenslücken oder Verständnislücken zu dem ganzen Thema adaptive Lernumgebungen und KI-basierte Lösungen für die Unterstützung von Entwicklung, Personalentwicklung und Lernen, was es da überhaupt für Lösungen gibt, was die können und wie die funktionieren und so weiter, auch was KI eigentlich ist.“ (3:5)

Diese Einschätzung wird in den Interviews vielfach geteilt. Im Kontext der Personalentwicklung scheint eine Wissenslücke zu existieren.

Als Ausnahme wird hier die EdTech-Community genannt, die als kleine Community gilt und sich mit KI in Kombination mit Bildungsthemen beschäftigt.

„Ich glaube, das liegt daran, dass die Personaler eben Personaler sind und sich für Menschen interessieren und nicht vorrangig für Technologie interessieren. Es gibt zwar die EdTech-Leute, die sich für Lerntechnologien oder PE-Technologien und Lösungen interessieren, aber das ist eher eine kleinere Community. Insgesamt sind Personaler keine Techies in der Regel und müssen sich mit den Entwicklungen, die jetzt im Bereich KI stattfinden, neu hineinfinden.“ (3:7)

– Daten

Das Thema Daten ist ein bekanntes Thema und kann, basierend auf den Expert*innen-aussagen, wie folgt unterteilt werden:

- Datenbeschaffung/Datenverfügbarkeit, hier auch das Thema mit der starken Fragmentierung, verschiedene Systeme, keine Standards etc. (2:17)
- Qualität der Daten
- Datensicherheit
- Bias

Eng verknüpft mit dem Thema Daten ist auch die Einbindung der Lernenden diesbezüglich. „Das heisst, dass die Lernenden die Interaktionsdaten zur Verfügung stellen müssen, freigeben müssen. In der Regel werden sie gar nicht gefragt danach, aber das ist auch eine grosse Herausforderung, dass die ganzen Fragen des Datenschutzes, der Datenhoheit vernachlässigt werden, dann kann es zu einem Backlash führen, dass dann irgendwann diese Lösungen abgelehnt werden, weil die Nutzer auf einmal merken oder erfahren, das wusste ich ja gar nicht, dass ich hier mit jeder Interaktion, mit jedem Mausklick beobachtet werde, das ist mir aber nicht recht, das will ich nicht, und dann diese Lösungen boykottieren oder gar nicht mehr nutzen wollen. Das heisst, die Frage, wie hole ich die Erlaubnis, die Einwilligung der Nutzer ein oder wie informiere ich sie und wie hole ich die Zustimmung ein, dass diese Interaktionsdaten beispielsweise erhoben, gespeichert, genutzt werden dürfen, um Lernprozesse, Entwicklungsprozesse besser zu verstehen, besser zu unterstützen, besser zu steuern und so weiter.“ (3:47)

„Wenn ich über Köpfe von Leuten hinweg, die sich dann als Betroffene statt als Profitierende fühlen, dann massive Datenerhebungen, Speicherungen, Auswertungen, Kompetenzprofile habe, die gegebenenfalls noch falsch genutzt werden, in falsche Hände kommen, vielleicht so Sachen verwendet werden, für die sie ursprünglich gar nicht gesammelt worden sind. Wenn man also diese ganzen Prinzipien verletzen würde, dann

hätte man natürlich mit massiven Problemen zu kämpfen. Aber in aller Regel finden solche Szenarien / es gibt schon ganz gute Abwehrmechanismen dagegen.“ (4:47)

Ein weiteres Thema, dem eine grosse Wirkung in Bezug auf den Fortschritt von KI in der Personalentwicklung zugeschrieben wird, bilden Nutzer-Interfaces und Zugänglichkeit. „Wenn ich nicht extra Hardware wie Headsets brauche, sondern KI noch integrierter in bestehende Brillensysteme und Kopfhörer integriert wird und ich auch nicht extra in eine Simulation hereingehen muss, sondern nahtlos von Arbeits-/Lernumgebungen in eine Simulation rübergleiten kann – dann ist sicher noch vieles möglich.“ (2:30)

Aus der Exploration von Chancen, Gefahren und Herausforderungen in Bezug auf den Einsatz von KI in der Personalentwicklung ergibt sich Folgendes:

- Ein grosses Hindernis und auch eine Gefahr wird in fehlendem Wissen und nicht vorhandenen Kompetenzen der Personalentwicklung in Bezug auf KI gesehen. Dem gilt es entgegenzuwirken. *Die verschiedenen Expertenaussagen lassen darauf hindeuten, dass in der Personalentwicklung zuerst Wissen und Klarheit aufgebaut werden sollte, was KI überhaupt ist. Danach sollte verstanden werden, was KI kann. Als nächste Stufe gilt es, bestehende Lösungen zu kennen. Dann ist zu überlegen, wo KI überall ausserhalb der bereits bestehenden Lösungen zum Einsatz kommen könnte. Welche Prozesse, Routinen und Logiken rund um die Personalentwicklung lassen sich mit KI verknüpfen? Als weiterer Schritt wird darauf verwiesen, dass nicht nur über das Thema gesprochen werden sollte, sondern auch konkrete Erfahrungen gesammelt werden sollten, mit KI experimentiert werden sollte.* Die vorliegende Forschungsarbeit greift diese verschiedenen Stufen auf und hilft dabei, Informationen zu generieren und die Auseinandersetzung auf den verschiedenen Stufen zielgerichtet und informierter vornehmen zu können.
- Um dies zu erreichen, erscheint der Hinweis auf die EdTech-Community und EdTech-Literatur hilfreich. Diese Community beschäftigt sich bereits mit der Schnittstelle zwischen Bildung und KI und soll insbesondere in die systematische Literaturanalyse einbezogen werden.

6.2.5 Erfolgsfaktoren zum Einsatz KI-basierter Systeme

Es lassen sich verschiedene Hinweise in den Interviewdaten identifizieren, die erste Anknüpfungspunkte in Richtung Erfolgsfaktoren geben. Diese sind abgeleitet von den Interviewdaten, die Gefahren und Challenges thematisieren und erste Hinweise auf mögliche Umsetzungshebel geben. Direkte Hinweise, welche Faktoren auf Unternehmensebene konkret zu einem erfolgreichen Einsatz von KI-Systemen führen oder welche

Faktoren für Misserfolg bei der Erreichung des Zielbilds sorgen könnten, lassen sich in den Interviewdaten kaum identifizieren. Dies lässt auf eine Wissenslücke und somit auf eine Forschungslücke schliessen, welche in dieser Forschungsarbeit adressiert wird. Unten findet sich eine erste Übersicht, die aus den Expertendaten gewonnen werden konnte:

Tabelle 23: Mögliche Erfolgsfaktoren zur Einführung von KI zu PE-Zwecken
(eigene Darstellung aufgrund Experteninterviewdaten)

Herausforderung/Gefahr	Mögliche Hebel/Erfolgsfaktoren
Qualifikation PE	Bewusst in den Wissens- und Kompetenzaufbau der PE in Bezug auf KI investieren: 1. Wissen, was KI ist 2. Verstehen, was KI kann 3. Bestehende Lösungen kennen 4. Weitere Einsatzmöglichkeiten aufdecken; wie könnte KI im eigenen Corporate Learning Kontext eingesetzt werden? 5. Ausprobieren/experimentieren
Erwartungsmanagement und Akzeptanz	Kommunikation, Begleitung, Einbezug, Qualifikations-/Wissens-/Kompetenzaufbau bei PE selbst und weiteren Anspruchsgruppen, vertrauensvolle Datennutzung
Alte Prozesse mit neuen Technologien optimieren/ fehlende Grundlagen für zukunftsweisende KI-Einsätze in der PE	Kritische Reflexion zu sinnvollen und nicht sinnvollen Einsätzen Orientierung an normativen Zielbildern Keine Technologiegläubigkeit
Nutzer-Interface	Je nahtloser die Lösungen, desto besser
Daten	- Datenbeschaffung/Datenverfügbarkeit - Datensicherheit - Qualität der Daten - Bias Verknüpfung verschiedener Systeme zur Generierung möglichst vieler Daten Standards setzen im Umgang mit Daten
Ethik/Transparenz	Gilt es näher zu untersuchen, muss Thema sein und in Praxis sowie Forschung beachtet werden

Diese Faktoren und Hebel liefern erste Hinweise, auf was bei einer Einführung von KI im Kontext von Corporate Learning geachtet werden sollte. Auch lassen sich erste Motive herauskristallisieren, mit welchen Erfolgserwartungen eine KI-Lösung zum Einsatz kommt. Wie sich die Umsetzung solcher Erfolgsfaktoren und die normative Beurteilung eines KI-Einsatzes in konkreten Anwendungsfällen zeigen, ist ein offenes Forschungsfeld. Sicher ist allerdings, dass der Personalentwicklung eine relevante Rolle zukommt. Sie nimmt eine Mehrfachrolle ein, da sie zum einen selbst fit für das Thema KI werden muss, um KI für Corporate Learning einsetzen zu können. Zum anderen gilt es, die Belegschaft in der Arbeit mit KI zu unterstützen. Im Idealfall befruchten sich diese beiden Themenfelder gegenseitig. Gleichwohl wird der Personalentwicklung Stand heute noch keine grosse Kompetenz im Bereich der KI zugesprochen. Erfolgsfaktoren sowie notwendige Rollen und Kompetenzen der Personalentwicklung im Zusammenhang mit

dem Einsatz von KI-Lösungen werden insbesondere in der Fallstudienuntersuchung in dieser Arbeit aufgegriffen und untersucht.

6.2.6 Ratschläge für L&D-Abteilungen zum Umgang mit KI

Die Expert*innen wurden gegen Ende des Interviews darum gebeten, Ratschläge für Unternehmen und Personalentwicklungsabteilungen zu formulieren, wie der Umgang mit dem Thema KI gestaltet werden sollte. In nachstehender Übersicht sind die Ratschläge zusammengefasst:

- Sich selbst informieren, beobachten, eine Informiertheit erzielen
- Eigene Use Cases kreieren gemeinsam mit Stakeholder*innen, Ziele von Unternehmen und einzelnen Stakeholder*innen vereinen, sich der eigenen Zielsetzungen bewusst sein
- Vorsicht vor Technologiegläubigkeit
- Sich vernetzen, insbesondere auch mit Technikpartner*innen
- Ausprobieren, Piloten aufsetzen. Bei den Piloten auf Relevanz setzen, keine ‚verbrannte Erde‘ generieren
- Einen Platz am Tisch in der Entwicklung von KI-Lösungen einnehmen, sich nicht von Technologieseite bevormunden lassen.
- Die eigenen Prozesse analysieren, aber auch an die Belegschaft denken. Wie verändert sich das Arbeitsumfeld der Mitarbeitenden? Welche neuen Kompetenzen und Hilfestellungen benötigen sie? Wie kann KI hierbei wiederum helfen?
- Datenstrukturen gestalten, um überhaupt eine Grundlage für den KI-Einsatz zu haben
- Qualitätskontrollen und normative Diskussionen führen
- Aktiv am Geschehen teilnehmen und registrieren, was an der Schnittstelle zwischen KI und PE geschieht, mit dem Ziel, entsprechende Konzepte entwickeln oder vor gewissen Entwicklungen warnen zu können

Als Fazit kann aus den Ratsschlägen und den allgemeinen Hinweisen in den Experteninterviews festgestellt werden, dass es keine Frage ist, ob KI mehr Einzug in die Personalentwicklung nimmt. Dies wird früher oder später eintreten. Es kann indes beeinflusst werden, in welcher Rolle dieser Fortschritt von Seiten Personalentwicklung beeinflusst wird und von welchen Disziplinen die Lösungen geprägt werden. Das Kontinuum lässt aktuell eine passive, abwartende und reaktive Rolle oder eine proaktive und mitgestaltende Rolle zu. In dieser Arbeit wird die proaktive und mitgestaltende Rolle der Personalentwicklung befürwortet. Der heute wahrnehmbare Technology-Push soll durch

mehr Business Pull und Beteiligung der Personalentwicklung an den aktuellen Entwicklungen in einen normativ wünschenswerten und zielführenden Einsatz von KI in der Personalentwicklung führen, um die formulierten Gefahren reduzieren und die Chancen realisieren zu können. Durch diese Forschungsarbeit soll der Weg geebnet werden, dass Personalentwicklung an der Entwicklung von KI-Lösungen im Kontext von Corporate Learning aktiv mitwirkt.

6.2.7 Weiterführende Forschung an der Schnittstelle von Corporate Learning und KI

Die Expert*innen sprechen der Untersuchung von KI im Kontext von Personalentwicklung eine hohe wissenschaftliche Relevanz zu. Sie äussern Vorstellungen zu methodischen Vorgehensweisen, Inhalten und möglichen Lieferergebnissen in diesem Themenkomplex. Fallstudien werden dabei als eine besonders geeignete Forschungsmethode betrachtet. Ein Zitat greift verschiedene Wünsche in Bezug auf mögliche Forschungsfrage auf:

„Die Lösung, jetzt beispielsweise eine bestimmte Lernplattform, die kann bestimmte Dinge, damit ist aber deren Erfolg, ein erfolgreicher Einsatz noch lange nicht garantiert, sondern es braucht verschiedene Dinge. Beispielsweise muss jemand den Nutzern, aber auch den Autoren, die damit arbeiten sollen, erklären, wie denn dieses Ding funktioniert, was es kann und was es nicht kann, was es gut kann und was es nicht gut kann. Also die neue Lösung muss erklärt werden. Ich glaube, es muss darauf geschaut werden, wie wird denn diese Lösung wahrgenommen, fühlen sich da Stakeholder bedroht, weil sie denken, sie werden überflüssig. Sind sie genervt, weil sie denken, sie kommen nicht mehr in den Genuss des Trainers aus Fleisch und Blut, der viel kostet, sondern sie bekommen jetzt nur noch so ein maschinelles Surrogat, was viel günstiger ist. Fühlen sie sich dadurch nicht wertgeschätzt. Also diese ganzen Wahrnehmungen, die sich um solche Lösungen herum ranken, beziehungsweise wie die wahrgenommen werden von verschiedensten Stakeholdern, das finde ich eine wichtige Frage. Das wäre dann auch eine wichtige Aufgabe, dem nachzugehen und entsprechend gestalten oder gegensteuern zu können.“ (3:56)

Als nützliche Forschungsergebnisse werden aufgrund des oben genannten Zitats und anderer Aussagen aus den Experteninterviews folgende Resultate sichtbar:

- Landkarte, Schema, Prozessmodell zu unterschiedlichen Anwendungen von KI in der Personalentwicklung: „Was für Beispiele gibt es von KI auf diesen

verschiedenen Bausteinen und Phasen der (PE)-Modelle?“ (2:68) Wo sind solche Lösungen tatsächlich bereits verankert?

- Leitfaden für den Einsatz von KI in der Personalentwicklung
- Augmentationsstrategien thematisieren
- Hinweise zur Wahrnehmung, Akzeptanz und Wirkung KI-basierter Systeme aus Sicht verschiedener Anspruchsgruppen
- Handlungsempfehlungen bezüglich der Gestaltung der Kommunikation bei der Einführung von KI-Lösungen
- Beschreibung KI-basierter Lösungen, um das Einsatzpotenzial besser einschätzen zu können
- Vor- und Nachteile einzelner KI-basierter Anwendungen
- Wissenslücke: Welche Faktoren führen zu einem Erfolg oder Misserfolg? Was sollte ich tun oder lassen, wenn ich ein KI-System erfolgreich einführen möchte? Hier bestehen noch wenige Erkenntnisse.
- Empfehlungsmodell zur Einführung von KI im Kontext von Corporate Learning:
- „Gibt es tatsächlich so etwas wie ein Empfehlungsmodell zur Einführung von solchen Technologien? Das wäre ganz spannend. Ich glaube, es hapert uns nicht, zumindest was die betrieblichen Szenarien angeht, an der Verfügbarkeit von gewissen KI-Technologien, sondern tatsächlich im Moment – zumindest ist das meine Sicht auf die Dinge – an der Annahme/Adoption.“ (4:60)

Die Wünsche in Bezug auf das Lieferergebnis zielen auf einen praktischen Nutzen, was für eine angewandte und praxisnahe Forschung spricht. Dies ist auch darin begründet, dass die Verbreitung von KI-Lösungen in der Personalentwicklung nach wie vor spärlich ist, dies aber als förderenswert betrachtet wird. Durch empirische Forschung können Erfahrungen ausgewertet und das Thema mitgeprägt werden. Eine Gefahr des Themas wird der Schnelllebigkeit zugeschrieben. Die Forschung hat so ausgerichtet zu sein, dass sie nicht vor Veröffentlichung schon wieder überholt ist.

Aufgrund der Äusserungen der Expert*innen sowie der wahrgenommenen Dringlichkeit wird in dieser Forschungsarbeit ein besonderer Fokus auf die Analyse von Anwendungsfällen gelegt. Im empirischen Fallstudienteil liegt der Schwerpunkt auf dem Thema Adoption/Einführung und entsprechenden Erfolgsfaktoren sowie Auswirkungen von KI-Einsätzen auf die Rollen der Personalentwicklung. Dies verspricht eine hohe Relevanz und Aktualität, da in der wissenschaftlichen Literatur zum Zeitpunkt Sommer 2020 noch keine qualitativen Fallstudien in Bezug auf die erfolgreiche Einführung KI-basierter Lösungen in der Personalentwicklung gefunden werden konnten. Dieses

Wissen wäre allerdings notwendig, um den Fortschritt von KI-Lösungen in der Personalentwicklung diskutieren und prägen zu können. Weiter wird dem Risiko der Schnelllebigkeit des Themas nachgekommen, indem eine übergeordnete, systematische Übersicht KI-basierter Anwendungen im Bereich Corporate Learning und deren Nutzenpotenziale entwickelt wird.

6.2.8 Zwischenfazit aus Experteninterviews

Durch die Expertenantworten und die entsprechende Auswertung können Aspekte abgeleitet werden, die die Schnittstelle zwischen Personalentwicklung mit Fokus auf Corporate Learning und KI charakterisieren und den Boden für die weiterführenden Forschungsschritte legen. In kursiver Schrift wird jeweils kommentiert, wie die Aspekte in die vorangegangenen Kapitel der Forschungsarbeit eingeflossen sind oder in die noch folgenden einfließen werden. Da der theoretische Bezugsrahmen iterativ erstellt und aufgrund der empirischen Erkenntnisse geschärft wurde, konnten Aspekte, die zum Zeitpunkt der Experteninterviews noch offen waren, bereits vorweggenommen werden.

Definition KI:

Erste Erkenntnisse: Schwache KI und Metapher des Baukastens als Ausgangspunkt

Noch offen: genaue Definition, die für das vorliegende Forschungsvorhaben und somit für den Kontext der Personalentwicklung zweckdienlich ist

Wurde im Rahmen des theoretischen Bezugsrahmens aufgearbeitet.

Art der KI:

Erste Erkenntnisse:

- Unterscheidung zwischen wirkt intelligent vs. ist intelligent
- Bewusste und unbewusste KI
- Verschiedene Erscheinungsformen

Noch offen:

- Ausprägungen der verschiedenen Aspekte und Komponenten einer KI-Lösung
- Mögliche weitere Arten von KI
- Genauer Zusammenhang mit menschlicher Intelligenz respektive Unterschiede zwischen menschlicher und Künstlicher Intelligenz

Wurde im Rahmen des theoretischen Bezugsrahmens aufgearbeitet und wird im Rahmen der Literaturstudie vertieft.

Einsatzmöglichkeiten von KI in der PE/Analyse-Framework:

Erste Erkenntnisse: Eine Sortierung anhand der Wertschöpfungskette der Personalentwicklung bietet sich an; es konnten diverse Einsatzmöglichkeiten identifiziert werden

Noch offen: Bedeutung des KI-Einsatzes auf einzelne Aufgaben und die Rollen der Personalentwicklung

Wird insbesondere im Rahmen der systematischen Literaturstudie und mit Ergänzungen aus der Fallstudienuntersuchung adressiert und entwickelt.

Chancen und Gefahren sowie Zweck und Ziele:

Erste Erkenntnisse:

- Festlegung des Zwecks eines KI-Einsatzes erscheint zentral, entsprechend kann auch der Einsatz als erfolgreich oder nicht erfolgreich beurteilt werden
- Normative Grundlagen folglich notwendig

Noch offen: weitere Gründe und Abwägungen

Das Thema der Chancen und Gefahren respektive Nutzenpotenziale und Risiken wird insbesondere in der systematischen Literaturstudie vertieft und aufgearbeitet. Reflexionshilfen zur normativen Abwägung wurden im theoretischen Bezugsrahmen zu Corporate Learning erarbeitet und werden im Synthese-Kapitel D dieser Dissertation wieder aufgegriffen.

Ethik:

Erste Erkenntnisse: Ethik scheint im Kontext der Kombination von KI und Personalentwicklung ein zentraler Punkt zu sein.

Noch offen: Form und Rahmen, wie das Thema diskutiert werden kann und soll, welche Aspekte relevant sind und welche Erkenntnisse es dazu bereits gibt

Zu diesem Thema wird aufgrund seiner Zentralität ein Kapitel im Rahmen der systematischen Literaturstudie verfasst.

Daten:

Erste Erkenntnisse:

- Daten als zentrale Grundlage für KI-basierte Lösungen
- Datenbeschaffung/Datenverfügbarkeit, insbesondere Themen wie die starke Fragmentierung von Personalentwicklungsdaten aufgrund verschiedener Systeme und fehlender Standards
- Qualität der Daten
- Datensicherheit
- Bias

Noch offen:

- Welche Art von Daten gibt es?
- Was gilt es im Umgang mit Daten zu beachten?

Zu diesem Thema wird aufgrund seiner Zentralität ein Kapitel im Rahmen der systematischen Literaturstudie verfasst.

Technologien:

Erste Erkenntnisse: Verschiedene Technologien

Noch offen: welche Technologien genau

Dieses Thema wurde im theoretischen Bezugsrahmen zu KI aufgenommen und entsprechend aufgearbeitet.

Rolle der Personalentwicklung/Kenntnisse der Personalentwicklung:

Erste Erkenntnisse: Aktuell werden der Personalentwicklung zu wenige Kompetenzen zugeschrieben, um KI mitprägen und breit einsetzen zu können.

Noch offen: Was bedeutet KI für die Rollen der Personalentwicklung, welche Erfahrungen werden in der Praxis gemacht, welche Kompetenzen werden benötigt?

Wird insbesondere im Rahmen der Fallstudienuntersuchung untersucht.

Die nächsten Forschungsschritte bauen auf diesem Grundgerüst auf. Sie sollen zum einen die bereits definierten Kategorien inhaltlich anreichern, zum anderen aber auch mit weiteren Kategorien ergänzen. Mit diesem Vorgehen kann das Themenfeld KI im Kontext von Corporate Learning am Ende der Forschungsarbeit möglichst ganzheitlich aufgearbeitet und dargestellt werden. Als nächster Schritt folgt die zweite Studie dieser Arbeit, die systematische Literaturanalyse.

7 Studie II: Systematische Literaturanalyse

Die systematische Literaturanalyse dient der Aufarbeitung des aktuellen Kenntnisstands der Forschung. Im Zentrum der Analyse stehen Anwendungen und Nutzenpotenziale KI-basierter Lösungen für die Personalentwicklung, Hinweise zur Definition KI-basierter Systeme sowie Aussagen zum Thema der Augmentation. Stand März 2020 war keine systematische Literaturstudie bekannt, die den Bogen zwischen KI und Personalentwicklung schlägt. Diese Lücke soll geschlossen werden. Eine ähnliche Studie im Hochschulkontext von Zawacki-Richter et al. (2019) diente als Orientierung für die angestrebte Studie und lieferte erste inhaltliche Hinweise. Von den ursprünglich 1109 identifizierten Publikationen aus der Direktsuche von 26 wissenschaftlichen Zeitschriften und drei wissenschaftlichen Datenbanken im Publikationszeitraum zwischen Januar 2010 und März 2020 wurden 31 Artikel für die endgültige Synthese nach expliziten Ein- und Ausschlusskriterien berücksichtigt. Zur Erkenntnisgewinnung findet eine Übertragung von Erkenntnissen aus dem Hochschulkontext auf den Corporate-Learning-Kontext statt, da die Literatur zur Personalentwicklung zum Zeitpunkt der systematischen Literaturanalyse zu wenige Einblicke an der Schnittstelle zwischen KI und Personalentwicklung geboten hat.

7.1 Design der Studie

Newman und Gough (2020, S. 4) unterscheiden grob die aggregative und die konfigurative Syntheselogik als zwei typische Varianten einer systematischen Literatur-Review. Sie schliessen nicht aus, dass eine Literaturstudie beide Elemente beinhalten kann. Literaturstudien mit Fokus auf die aggregative Syntheselogik untersuchen Wirkungen und Effekte. Sie sind theorietestend und weniger theorieentwickelnd. Literaturstudien in der konfigurativen Syntheselogik explorieren und entwickeln hingegen Theorien. Sie sind an Forschungsfragen interessiert, die Bedeutungen und Interpretationen aufnehmen. Das Resultat einer solchen Literaturstudie sind die Generierung von Mustern und ein reichhaltigeres konzeptionelles Verständnis des zu untersuchenden Phänomens (Newman & Gough, 2020, S. 4–5). In dieser Arbeit wird nach der konfigurativen Syntheselogik vorgegangen.

Das Werk von Zawacki-Richter, Kerres, Bedenlier, Bond und Buntins (2020) mit insbesondere dem Kapitel von Newman und Gough (2020) liefert wertvolle und aktuelle Grundlagen zur Vorgehensweise bei einer systematischen Literaturanalyse im Bereich von Educational Research. Diese Arbeit folgt dem generischen Prozess einer Literatur-Review nach Newman und Gough (2020, S. 6). Dieser wird in der folgenden Grafik visualisiert:

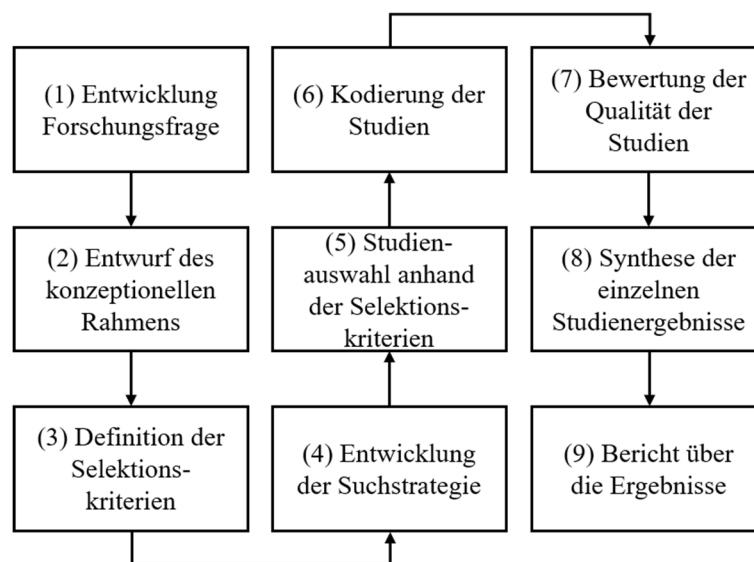


Abbildung 27: Generischer Ablauf einer systematischen Literatur-Review
(eigene Darstellung in Anlehnung an Newman & Gough, 2020, S. 6)

Eine gute Literaturrecherche zeichnet sich dadurch aus, dass sie das Dilemma zwischen Breite und Tiefe aufgreift. Fisch und Block (2018, S. 104–105) empfehlen, zwar alle relevanten Studien aufzulisten, aber nur die besonders relevanten detailliert zu beleuchten. Das Zusammenfassen und Kategorisieren der gefundenen Literatur kann entweder

chronologisch oder konzeptbasiert erfolgen. Beides sind gangbare Varianten, wobei Fisch und Block (2018, S. 105) Letzteres empfehlen. Dieser Empfehlung wird in dieser Arbeit nachgekommen. Zu berücksichtigen ist ferner, dass die Erkenntnisse aus der Literaturanalyse nicht nur deskriptiv zusammengefasst werden, sondern aufgrund der Synthese und der Interpretation der gefundenen Inhalte wiederum neue Erkenntnisse entstehen. Der Forschungsprozess soll, wie von Vom Brocke et al. (2009, S. 9) empfohlen, bewusst detailliert veranschaulicht werden. Dadurch wird es anderen Forschenden ermöglicht, auf der Analyse aufzusetzen, sie zu übertragen, zu beurteilen und zu erweitern.

7.1.1 Entwicklung der Review-Forschungsfragen

Die Literaturstudie hat zum Ziel, zentrale Dimensionen im Themenfeld KI und Personalentwicklung mit Fokus auf Corporate Learning zu konzipieren. Der wissenschaftliche Diskurs soll aufgefangen und erläutert werden. Die Review-Forschungsfragen sind entsprechend breit formuliert.

Tabelle 24: Literatur-Review-Forschungsfragen
(eigene Darstellung)

Aspekt	Frage	Bemerkung/ Begründung
Definition und zentrale Konzepte	Wie wird KI in den untersuchten Publikationen konzeptualisiert? Welche zentralen Konzepte gilt es ein- und auszugrenzen?	Ziel: Ein vertiefter Blick auf den KI-Begriff im Kontext von Bildung und Corporate Learning. Suche nach relevanten Strömungen, die im Zusammenhang mit KI spezifisch in diesem Kontext diskutiert werden, zum Beispiel adaptives Lernen. Suche nach weiterführenden Informationen, die es im Kontext von Corporate Learning besonders zu beachten gilt und Hinweise für die Orientierungs-, Entscheidungs- und Gestaltungshilfe bieten, die am Ende dieser Forschungsarbeit mit der Hauptzielgruppe der Entscheidungsträger*innen aus der Corporate-Learning-Praxis zur Verfügung stehen soll. Dazu gehören beispielsweise Themen wie Ethik oder Umgang mit Daten spezifisch im Bildungs- und Corporate-Learning-Kontext.
Aktueller Stand, Vergangenheit und Zukunft	– Seit wann ist das Thema in der Literatur präsent? – Welche Meilensteine werden genannt? – Welche Zukunftsvisionen werden formuliert?	Die Literatur-Review soll keine Längsschnittstudie sein und alle Vorkommnisse auf einer Zeitachse aufführen, sondern eine Zusammenfassung mit den relevantesten Eckpunkten zur Entwicklung des Themenfelds. Dies verhilft zu einem besseren Verständnis.
Nutzenpotenziale	– Was sind die Hauptgründe/Zwecke/Ziele, für die KI eingesetzt wird (Problem Statements)? – Nutzenpotenziale: Welche Chancen und Hoffnungen werden in Bezug auf den KI-Einsatz genannt?	Der aktuelle Diskussionsstand soll aufgegriffen werden und es sollen bedeutende Pro- und Kontra-Argumente für einen Einsatz von KI im Kontext von Corporate Learning herauskristallisiert werden. Dieses Ergebnis dient dafür, reflektierte Entscheide über Sinn und Unsinn

	– Risiken und Befürchtungen: Welche Gefahren werden in Bezug auf den KI-Einsatz genannt?	eines KI-Einsatzes im Kontext von Corporate Learning zu treffen und Nutzenpotenziale reflektiert verstehen sowie diskutieren zu können.
Einflussfaktoren	- Welche Einflussfaktoren fördern den Fortschritt KI-basierter Anwendungen im Bildungs- und Corporate-Learning-Kontext? - Welche Schwierigkeiten/Hindernisse/Barrieren werden im Zusammenhang mit dem Einsatz von KI in der Personalentwicklung genannt?	Die Einflussfaktoren bieten Hinweise und Erklärungen zum aktuellen Stand in der Personalentwicklung. Es werden Hebel identifiziert, die beachtet respektive proaktiv angegangen werden müssen, sollte das Thema KI in der Personalentwicklung weiter vorangetrieben werden sollen.
Rollen/Augmentation	- Wie wird das Zusammenspiel zwischen Mensch und Maschine beschrieben (Stichwort: Augmentation)? - Welche Rolle wird L&D-Professionals in Bezug auf KI zugesprochen? Welche Aufgaben fallen im Zusammenhang mit KI im Kontext von Corporate Learning an und welche Auswirkungen hat der Einsatz KI-basierter Systeme auf die Rollen von L&D-Professionals?	Diese Frage greift das Thema der Augmentation auf und untersucht insbesondere, wie die Rolle der PE und andere zentrale Rollen beschrieben werden und welche Auswirkungen/Veränderungen ausgemacht werden können.
Anwendungen, Einsatzszenarien	– Welche Anwendungen (bereits in der Umsetzung) und Einsatzszenarien (mit schwacher KI denkbar) werden genannt? – Was ist das neue/andere an KI im Gegensatz zu den Alternativen/welche Aufgaben/Ziele werden neu mit AI gelöst, welche neuen Möglichkeiten ergeben sich aus KI?	Die Antworten sollen in eine Auslegeordnung münden, die den aktuellen Stand an umgesetzten und realistisch denkbaren KI-Einsätzen in der Personalentwicklung aufzeigt. Auch soll pointiert veranschaulicht werden, was der Neuigkeitsgehalt/das Veränderungspotenzial von KI in der Personalentwicklung ist.
Forschungsausblick	– Welche Forschungslücken werden aufgezeigt? – Welche Themen müssen gemäss den untersuchten Autor*innen in der zukünftigen Forschung behandelt werden? – Welche offenen Fragestellungen werden aufgeworfen?	Ziel: Identifikation aktueller Forschungslücken. Die Erkenntnisse sollen auch dazu dienen, Hinweise für die Gestaltung der angestrebten Fallstudien in dieser Doktorarbeit zu erhalten. Welche Fragestellungen interessieren besonders?

Die Erkenntnisse sind nicht auf diese a priori abgeleiteten Fragen reduziert. Vielmehr können im Rahmen der Exploration und Datenanalyse auch weitere Zusammenhänge und Faktoren entdeckt und erläutert werden – induktiv aus dem Datenmaterial. Dafür steht folgender Platzhalter:

Weitere zentrale Konzepte/Themen	Welche zentralen Konzepte und Themen werden in der Literatur aufgegriffen, die an der Schnittstelle KI und Personalentwicklung besonders beachtet und beschrieben sowie untersucht werden sollen?	Es handelt sich um ein exploratives Forschungsvorhaben, bei dem neue zentrale Konzepte in der Diskussion rund um KI im Kontext von Corporate Learning aufgenommen werden sollen, um ein reichhaltiges Verständnis dieses Untersuchungsfelds zu erhalten. Diese weiteren zentralen Konzepte/Themen werden induktiv eruiert und in die Auswertung der Literatur-Review entsprechend aufgenommen.

7.1.2 Design des konzeptionellen Frameworks

Um die Review-Forschungsfragen beantworten zu können, ist die Definition von Schlüsselbegriffen und Schlüsselkonzepten zu Beginn notwendig (Vom Brocke et al., 2009, S. 7). Dieses initiale konzeptionelle Framework soll darlegen, wie das zu untersuchende Phänomen grob aufgefasst wird. Eine breite, konfigurierende Logik reicht hierbei aus (Newman & Gough, 2020, S. 7). Die Herausforderung in der Gestaltung eines solchen Untersuchungsrahmens liegt darin, ein genügend abgrenzendes Framework zu definieren, das nicht ins Uferlose führt, aber dennoch neue Erkenntnisse zulässt. Aufgrund von Erkenntnissen aus der Literaturstudie können die Schlüsselkonzepte und Schlüsselbegriffe im Sinne eines explorativen Vorgehens auch angepasst werden. Das konzeptionelle Framework für diese systematische Literaturstudie basiert auf dem theoretischen Bezugsrahmen, der in dieser Dissertation erarbeitet wurde, sowie ersten Pilot-Recherchen. Die nachfolgende Grafik greift die relevantesten Aspekte auf:

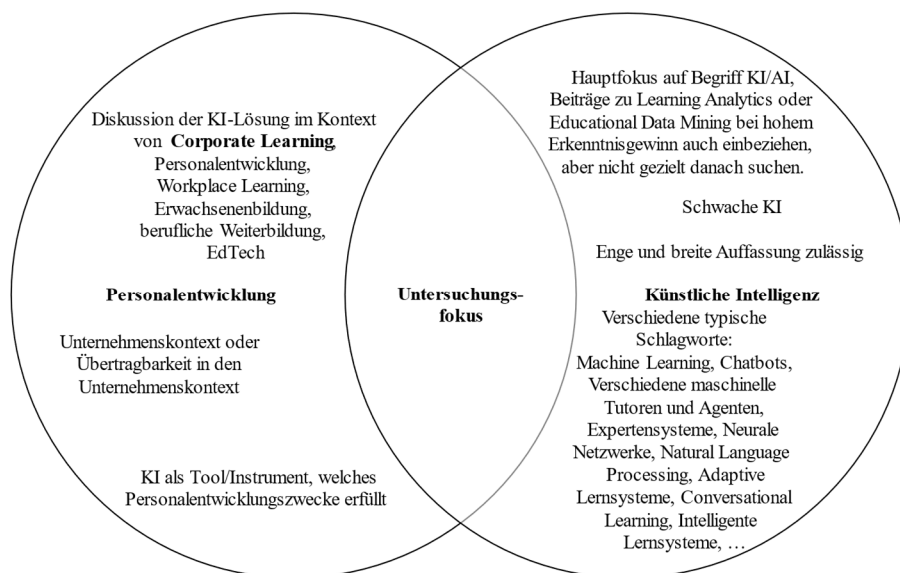


Abbildung 28: Konzeptionelles Framework für die Literaturstudie
(eigene Darstellung)

Dieses Framework hilft, den Literatur-Review konzeptorientiert zu strukturieren und zu explorieren. Es zeigt zentrale Komponenten des zu untersuchenden Phänomens. Da es sich um eine Exploration handelt, ist es durchaus wahrscheinlich, dass sich der Blick auf den Untersuchungsfokus während der Untersuchung wandelt, wie es Newman und Gough (2020) verdeutlichen: „Der konzeptionelle Rahmen kann als eine Arbeitshypothese betrachtet werden, die im Laufe der Forschung weiterentwickelt, verfeinert oder bestätigt werden kann.“ (eigene Übersetzung; S. 7)

7.1.3 Festlegung der Selektionskriterien

Laut Fisch und Block (2018, S. 104) sind bei der Identifikation der relevanten Literatur folgende Merkmale transparent darzulegen:

- Suchmaschinen/Datenbanken
- Suchbegriffe und Schlagworte
- Einschränkungen, beispielsweise Sprache oder Verfügbarkeit
- Einschränkungen wie Zeithorizont oder Publikationstypen

Die ersten beiden Aspekte werden im Abschnitt 7.1.4 beschrieben. Auf die letzten beiden Aspekte sowie die zentralen Inklusions- und Exklusionskriterien wird nachfolgend eingegangen.

Für die gesamte Suche gelten die nachstehenden übergreifenden Kriterien:

- Die Suche wird auf deutsch- und englischsprachige Literatur eingegrenzt.
- Es wird nur ausgewertet, was online verfügbar ist.
- Die Quellen haben einen direkten oder indirekten Bezug zum Thema Personalentwicklung mit Fokus auf Bildungsthemen in der Kombination mit KI.
- Die Suche wird zeitlich von 2010 bis März 2020 eingegrenzt.

Ziel ist nicht, sämtliche jemals verfassten Literaturen zum Überthema KI und Personalentwicklung in die Review einzuschliessen. Vielmehr sollen besonders relevante Publikationen berücksichtigt werden. Dafür sorgen die entsprechende Suchstrategie und angemessene Inklusions- sowie Exklusionskriterien. Die Eingrenzung hat nicht zuletzt auch forschungsökonomische Gründe. Um die Qualität und Relevanz der Literaturstudie sicherzustellen, werden die folgenden Inklusions- und Exklusionskriterien definiert:

Tabelle 25: Inklusions- und Exklusionskriterien zur Literaturstudie
(eigene Darstellung)

Inklusionskriterien	Exklusionskriterien
Zeitpunkt: 2010 bis März 2020	Beitrag ist älter als 2010
Sprache: Englisch oder Deutsch	Sprache ist nicht Englisch oder Deutsch
Nur wissenschaftliche Zeitschriftenartikel, Konferenzbeiträge und Buchbeiträge	Ganze Bücher, Reports, nichtwissenschaftliche Zeitschriften etc. Keine Bachelor- und Masterarbeiten Reports (z. B. UNESCO) werden ausgegrenzt von der wissenschaftlichen Literaturanalyse, aber punktuell im Fall von hoher 1:1-Relevanz mitberücksichtigt, z. B. Pedró et al. (2019) oder Tuomi (2018).
Volltext erhältlich, ansonsten Kategorisierung als ‚kein Zugriff‘	Volltext ist nicht kostenlos und online erhältlich.
Fundierte Quelle/reichhaltige Quelle, ansonsten Kategorisierung in ‚zu oberflächlich‘	Zu wenig Fundierung: keine Quellenangaben, kein Bezug auf reale Beispiele, ... Zu oberflächlich (keine Zitatangaben, keine Beispiele, ...)
Die definierten Begriffe aus der Suchstrategie spielen eine prominente Rolle im Artikel, falls es sich nur um eine Erwähnung handelt, dann Kategorisierung mit ‚zu wenig Bezug‘	Zwar thematisch relevant, aber inhaltlich zu oberflächlich (z. B. keine Definition von AI, keine konkreten Beispiele, nicht evidenzbasiert)
Inhalt hat einen direkten oder indirekten Bezug zur Erwachsenenbildung, Anwendung im Corporate-Kontext, ansonsten Kategorisierung mit ‚zu wenig Bezug‘ oder ‚zu schulspezifisch‘	Zu stark auf einen Kontext ausgerichtet, der keinen ausreichenden Bezug zum Corporate-Kontext oder zur Erwachsenenbildung mehr herstellen lässt (etwa Handwriting in der Primarschule) Falls sich HR-Literatur nur auf andere Teile von HR konzentriert, aber nicht auch Personalentwicklung aufgreift Zu allgemein, andere Disziplinen innerhalb HRM als L&D (Recruitment etc.) oder gänzlich andere Disziplin (Beispiel: nimmt nur Bezug auf Rekrutierung)
Inhalt bezieht sich primär auf KI-Themen in der Bildung. Ist KI nur eine Erwähnung, der Text thematisiert aber andere Schwerpunkte, dann Kategorisierung mit ‚zu wenig KI-Bezug‘	KI ist eine Randerscheinung in der Publikation
Text befasst sich mit der Anwendung von KI in Bildungszwecken AI als Tool, nicht z. B. AI als Inhalt von Weiterbildungen Ansonsten Kategorisierung mit ‚KI als Inhalt‘ oder ‚Workforce‘	AI als Lerninhalt: ‚wie Personen kompetenter werden im Umgang mit AI etc.‘: Beispiel = Kompetenzentwicklung zukünftiger Führungskräfte im Umgang mit KI How to train AI How AI changes the workforce (Kontext, aber nicht Anwendung der Lösungen)/generally: how will it effect jobs

Wenn Artikel aus anderem Kontext als PE-/Corporate-Kontext, werden nur diejenigen Artikel berücksichtigt, die eher eine Meta-Sicht aufnehmen statt ein spezifisches, enges (und oft technisches) Problem abhandeln. Eine Übertragung der Erkenntnisse auf den PE-Kontext erscheint dabei machbar/sinnvoll. Text hat Review- oder Übersichtscharakter, das heisst, er behandelt mehr als nur eine Anwendung von KI im Bildungskontext. Ausnahme: spezifische Ausrichtung auf Personalentwicklung, dort sind auch Einzelfallstudien erlaubt Ansonsten Klassifizierung als ‚zu spezifisch‘	- Technischer Fokus - Vertiefung eines konkreten Falls, fehlende Breite des Artikels - Zu stark im Detail, keine übergeordneten Aussagen möglich

Kommentare zu den Inklusions- und Exklusionskriterien: Ziel der Literaturstudie ist die Entwicklung eines reichhaltigen konzeptionellen Verständnisses und weniger die Untersuchung spezifischer Effekte und Wirkungen des Einsatzes von KI-Lösungen in der Personalentwicklung. Zielgruppe des Ergebnisses der Literatur-Review sind Personalentwicklungsforscher*innen und L&D-Spezialist*innen aus der Praxis. Deshalb werden technische Publikationen ausgegrenzt. In der Literatur herrscht Uneinigkeit, ob beispielsweise Konferenzbeiträge inkludiert oder exkludiert werden sollen. Da eine inhaltliche Informationsfülle angestrebt ist, sollen Konferenzbeiträge und teilweise auch qualitativ hochstehende wissenschaftliche Beiträge ohne Peer-Review einfließen. Diese Entscheidung kann damit begründet werden, dass es sich bei dieser Literaturstudie um die Erschliessung eines noch ungenügend erschlossenen Felds handelt. Eine zu enge Eingrenzung auf Peer-Reviewed-Zeitschriftenartikel führt zu einer zu geringen Anzahl an Treffern. Damit die Qualität der Literaturstudie dennoch gewährleistet werden kann, wird auf die Inklusions- und Exklusionskriterien geachtet. Die Einbindung von Praxisbeiträgen und -berichten wird während der Suche ausgeschlossen, da der wissenschaftliche Stand abgebildet werden soll. Praxisliteratur wird im Nachgang an die systematische Literatur-Review punktuell als Anreicherung beigezogen. Auf eine Einschränkung auf eine spezifische Region wie beispielsweise den DACH-Raum wird in diesem explorativen Schritt verzichtet. Ziel ist schliesslich, möglichst vielfältige Aspekte zu den Review-Fragen zu generieren und den internationalen Wissensstand einzufangen. Die normative Beurteilung bezüglich der Passung auf den eigenen kulturellen Kontext muss im Rahmen der Literaturstudie noch nicht erfolgen. Einzige Einschränkung soll die Publikationssprache sein, da nur deutsch- und englischsprachige Literatur verwendet wird.

Basierend auf den Review-Forschungsfragen, dem konzeptionellen Framework und den definierten Selektionskriterien lässt sich nun eine geeignete Suchstrategie ableiten.

7.1.4 Entwicklung der Suchstrategie

In Anlehnung an Fisch und Block (2018) erfolgt die Literaturrecherche in zwei Schritten. Zunächst werden zentrale Journals identifiziert und auf nützliche Beiträge hin untersucht. Die Auswahl der analysierten Journals kann im Anhang eingesehen werden (siehe Anhang 6: Systematische Literaturstudie: Wissenschaftliche Zeitschriften). Die Selektion der zu untersuchenden Journals basierte auf anderen Literatur-Reviews im Bereich HRD, AIED und EdTech. In einem zweiten Schritt wird die Key-Word-Suche via verschiedener Suchmaschinen angewendet. Die in dieser Arbeit angewendete Suchstrategie ist das Ergebnis aus verschiedenen Testrunden und Abwägungen, um ein möglichst zielführendes und forschungspraktikables Vorgehen und Ergebnis zu erreichen. Nach einer ersten sehr eng gefassten Suche im Bereich PE/HRD und KI/AI wurde erkannt, dass der Scope der Suche nicht zu ausreichend relevanten Resultaten für das formulierte Forschungsziel führte. Es konnten nur wenige Inhalte identifiziert werden, die zur Beantwortung der Review-Forschungsfragen dienten. Die PE-/HRD-Literatur lieferte Stand März 2020 noch nicht genügend Treffer. Daher wurde der disziplinäre Scope auf E-HRM-/HRM-Literatur erweitert und um das Feld der Educational Technology (EdTech) ergänzt. Während die Erweiterung auf HRM den Kontext des Forschungsinteresses – das Unternehmen – aufgreift, deckt die Ergänzung mit dem EdTech-Feld das Thema der Kompetenzentwicklung vertiefter ab. Dies passt zum definierten Forschungsinteresse, da EdTech gemäss Labarthe, Luengo und Bouchet (2018, S. 8) „enhancing learning experience through technology“ zum Ziel hat und den Einsatz digitaler Medien in Lehr- und Lernkontexten untersucht. Im breiten EdTech-Feld wurde der Fokus auf Erwachsenenbildung sowie den Hochschulkontext gelegt, da dies der Zielgruppe der Personalentwicklung am nächsten kommt. Eine solche Ergänzung ist sinnvoll, da die interne Beobachtung des eigenen Felds – in diesem Fall HRD –, aber auch die Beobachtung externer Felder, beispielsweise EdTech, reichhaltigere Erkenntnisse bedingen kann (Pinkwart, 2016, S. 772). Auf der Suche nach einer passenden Erweiterung des Scopes wurde die Disziplin Artificial Intelligence in Education mit dem Akronym AIED entdeckt, die seit mehr als 30 Jahren zentrale Informationen und Forschung an dieser Schnittstelle bereitstellt. Diese Disziplin ist eine wertbringende Annäherung an das Thema der KI in der Personalentwicklung sowie EdTech, Educational Data Mining (EDM) und Learning Analytics (LA) (Pinkwart, 2016, S. 782). AIED wurde gezielt in den Scope der Suche integriert, während bei der Direktsuche Zeitschriften mit Fokus auf EDM und LA nicht direkt aufgenommen wurden, um den Scope nicht zu weit zu spannen. Da EDM und LA eng verwandt mit AIED sind und ihre Ergebnisse auch zu Erkenntnisgewinnen führen können, wurden sie nicht exkludiert, sollten sie in der

Datenbanksuche auftreten. Begriffe oder Communities wie AIHR/KIHR oder AIHRD/KIPE haben sich Stand heute nicht durchgesetzt oder konnten zumindest nicht ausgemacht werden.

Nachdem der Scope der Literatursuche geklärt ist, wird auf die beiden Stränge ‚Direkt-suche in wissenschaftlichen Zeitschriften‘ und ‚Datenbanksuche mit Suchmaschinen‘ eingegangen. Die Tabelle zeigt eine Zusammenfassung.

Tabelle 26: Suchstrategie
(eigene Darstellung)

Suchort	Ziel	Wie
Direkte Suche in wissenschaftlichen Zeitschriften	Wie behandeln die Top-Journals das Thema?	Suche nach Schlagworten nicht nur im Titel, sondern im ganzen Textkörper, da es sich bei diesen Journals um die Top-Journals im Bereich PE und EdTech handelt.
Datenbanksuche mit Suchmaschinen	Übergeordnete Suche über diverse Disziplinen und wissenschaftliche Publikationen, die das Thema KI und Personalentwicklung oder der Personalentwicklung verwandte Themen aufgreifen.	Suchbegriffe kommen überwiegend nur im Titel vor, damit diejenigen Beiträge identifiziert werden können, die das Thema nicht als Nebensatz erwähnen, sondern es zentral behandeln.

Allen Suchen gemeinsam sind der definierte Suchzeitraum zwischen 1. Januar 2010 bis 20. März 2020 sowie die Einschränkung auf die Sprachen Deutsch und Englisch.

Newman und Gough (2020, S. 9) raten, mehr als nur eine Datenbank zu verwenden. Dies ist gerade bei interdisziplinären Themen relevant, da verschiedene Datenbanken unterschiedliche Publikationen umfassen. Dementsprechend wurden mehrere Datenbanken in die Suchstrategie integriert. Die Suche in den Datenbanken wurde am 20. März 2020 durchgeführt. Für jeden Such-String wurde ein Alert eingerichtet, damit neue Publikationen im Verlauf des Forschungsprozesses aufgegriffen werden können.

Die folgenden Datenbanken wurden durchsucht:

- Wissenschaftlich: **Web of Science**: zwei Suchen, keine Begrenzung bez. Dokumentenart, da diese Datenbank die höchsten Qualitätsansprüche hat
- Wissenschaftlich: **Metasuche der Universität St. Gallen**: zwei Suchen, Begrenzung auf wissenschaftliche Zeitschriften (Peer Reviewed) und Volltext online
- Semi-Wissenschaftlich: **Google Scholar**: eine Suche mit weniger Synonymen (aus forschungsökonomischen Gründen und dem Bestreben, nicht sämtliche, sondern die zentralen Publikationen zu eruieren)

Da jede Datenbank ihre eigenen Eigenschaften, etwa Akzeptanz Boolescher Operatoren, Reaktion auf Gross- und Kleinschreibung oder Fokus auf die Sprache Englisch hat und verschiedene Filter zur Verfügung stellt, wurde die Suchstrategie pro Datenbank optimiert. Die datenbankspezifischen Möglichkeiten wurden jeweils getestet und der Suchstrang so angepasst, dass trotz der Anpassungen keine zentralen Quellen verloren gingen. Die Details zu den finalen Suchsträngen können auch im Anhang eingesehen werden (siehe Anhang 7: Systematische Literaturstudie: Suchstränge).

7.1.5 Selektion der Studien gemäss den Selektionskriterien

Alle gefundenen Treffer wurden in ein Excel-Raster importiert und mit relevanten Attributen zur Suche verschlagwortet, zum Beispiel die Art/der Ort der Suche, der verwendete Suchstrang oder auch das Datum der Suche. Duplikate wurden entfernt, aber entsprechend vermerkt. Die Sichtung der Suchresultate wurde in einem ersten Schritt auf den Titel begrenzt. Dort, wo der Titel vielversprechend klang, wurde in einem zweiten Schritt das Abstract gesichtet. Hier wurde wiederum selektiert. Diejenigen Beiträge, die inhaltlich als zielführend betrachtet werden und den Inklusions- sowie Exklusionskriterien entsprechen, wurden für die qualitative Inhaltsanalyse aufgenommen. Im erwähnten Excel ist pro Suchtreffer ersichtlich, bei welcher Selektionsstufe eine Publikation ausgegrenzt wurde und welche bis am Ende den Inklusions- sowie Exklusionskriterien entsprechen. Eine häufig anzutreffende Darstellungsform zur Verdeutlichung des Selektionsprozesses ist das PRISMA-Diagramm nach Moher, Liberati, Tetzlaff und Altman (2009). Es wird in leicht abgewandelter Form für die Darstellung des durchlaufenen Identifikations- und Selektionsprozesses genutzt:

Identifikation			
	Direktsuche in 26 wissenschaftlichen Zeitschriften	Datenbanksuche mit 3 verschiedenen Suchmaschinen	Total
Anzahl Treffer	468	641	1109
Anzahl Treffer nach Entfernung der Duplikate	401	462	863
Screening des Titels			
Anzahl exkludierter Treffer	350	268	618
Anzahl inkludierter Treffer	51	194	245
Screening des Abstracts			
Anzahl exkludierter Treffer	26	77	103
Anzahl inkludierter Treffer	25	117	142
Screening des Volltextes			
Anzahl exkludierter Treffer	12	97	109
Anzahl inkludierter Treffer	13	20	33
Entfernung Duplikate aus den zwei Suchen			
Anzahl exkludierter Treffer	2		
Anzahl inkludierter Treffer	31		

Abbildung 29: PRISMA-Diagramm zur Identifikation der Publikationen
(eigene Darstellung in Anlehnung an Moher et al., 2009)

Beim Titel-Screening wurde ein Artikel im Zweifelsfall nicht voreilig ausgeschlossen, sondern vertiefter betrachtet, um keine relevanten Beiträge zu verlieren. Die häufigsten Gründe für einen Ausschluss waren: ‚zu spezifisch‘, ‚falscher Bezug‘ und ‚KI als Inhalt‘ (siehe Inklusions- und Exklusionskriterien im Abschnitt 7.1.3). Bei der Sichtung der Abstracts und des Volltextes wurden die Artikel genauer betrachtet, damit nur die zentralen Artikel in die qualitative Analyse einfließen. Dies hat nicht zuletzt auch forschungsökonomische Gründe. Teilweise konnten spannende Texte identifiziert werden, die allerdings nicht den Inklusions- und Exklusionskriterien entsprachen. Diese wurden separat markiert, um sie beispielsweise für andere Teile der Abhandlung aufzunehmen. Dies gilt beispielsweise für ganze Bücher oder Publikationen, die einen konkreten

Anwendungsfall behandeln. Der beschriebene Such- und Screening-Prozess hat zu 31 Publikationen geführt, die in dieser systematischen Literatur-Review ausgewertet werden.

Tabelle 27: Zusammenfassung relevanter Suchtreffer in Prozent
(eigene Darstellung)

Suche	Relevant	Nicht relevant	Total	Relevanz in Prozent
Direktsuche	13	455	468	2.8 %
Datenbanksuche	20	621	641	3.1 %

Untenstehende Grafik veranschaulicht die Verteilung aller Suchtreffer, die über die Datenbanksuche entstanden sind. Es ist zu beachten, dass im Jahr 2020 nur das Q1 in die Suche inkludiert werden konnte. Die Vermutung liegt nahe, dass sich der ab 2017 ansteigende Trend an Publikationen fortsetzen, wenn nicht sogar beschleunigen wird. Dieser Anstieg im gleichen Zeitrahmen ist auch in der gesamten Management-Literatur zu beobachten, wie Häfner et al. (2020, S. 2) feststellen.

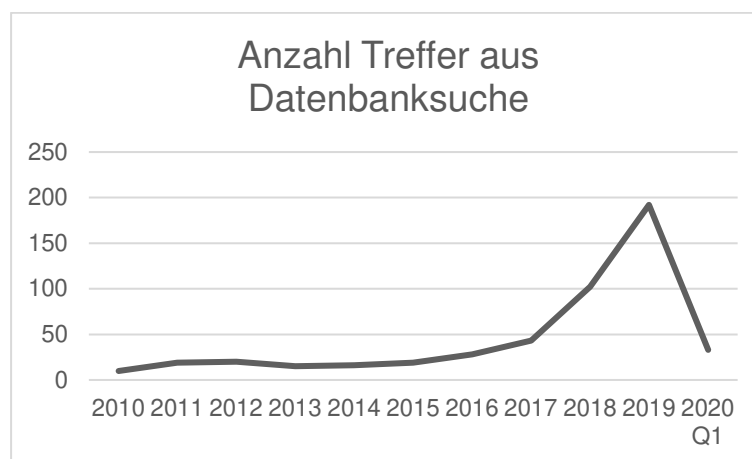


Abbildung 30: Anzahl Treffer Datenbanksuche 2010 bis Q1 2020
(eigene Darstellung)

Die Verteilung der relevanten Treffern zeigt sich ähnlich wie die Gesamtverteilung der Suchtreffer, dargestellt in der kommenden Abbildung.

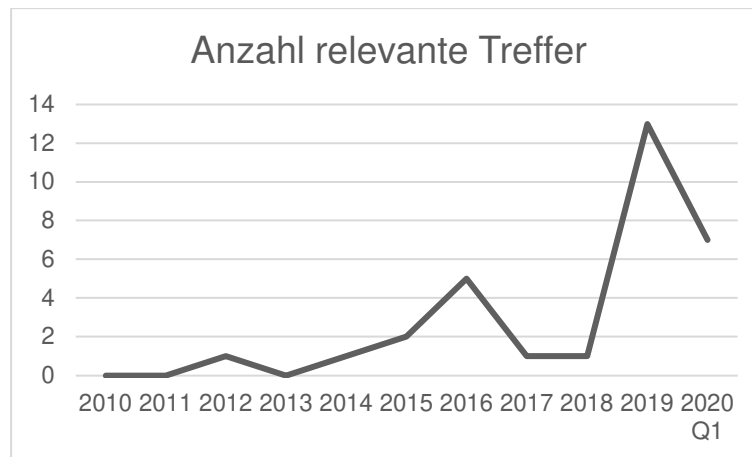


Abbildung 31: Treffer aus Datenbanksuche und Direktsuche 2010 bis Q1 2020
(eigene Darstellung)

Im Anhang kann die selektierte Literatur im Detail eingesehen werden (siehe Anhang 8: Systematische Literaturstudie: Finale Literatúrauswahl). Sie wird nach den folgenden Kriterien strukturiert:

- Kontext des Inhalts (HRM, HRD, EdTech/AIED)
- Quellenart (Zeitschrift, Konferenz, Buchbeitrag)
- Land (Europa, Asien, Afrika & Mittlerer Osten, Pazifik, Amerika)
- Disziplin des ersten Autors/der ersten Autorin (EdTech/AIED, Computer Science/IS, Management/HRM/HRD, WPL)
- Art des Beitrags (Konzept, Review, empirisch)

Die Suchresultate demonstrieren, dass im Bereich ‚Education‘ und in Top-EdTech-Journals das Thema der KI etwas verbreiteter ist als in der Personalentwicklungsforschung. Einschlägige, peer-reviewed Artikel, die den gewünschten Informationsgehalt an der Schnittstelle KI und HRD liefern, sind spärlich. Dies bedingt die Aussage, dass die Forschung von KI zu Bildungszwecken stark von der Schule und der formellen Bildung getrieben ist. Die Treffer, die an der Schnittstelle zu KI und HRD gefunden werden konnten, waren häufig zu wenig gehaltreich, zu oberflächlich, ohne konkrete Anwendungsbeispiele (sei es empirisch oder theoretisch) oder wiesen eine fehlende tiefergreifende Reflexion auf. Deswegen wurden sie nicht als relevante Treffer für die Analyse aufgenommen. Diese Erkenntnis deckt sich mit anderen Autor*innen, die auf den starken Fokus auf den Schulkontext im Bereich von AIED hinweisen (Dillenbourg, 2016, S. 556; Roll & Wylie, 2016, S. 588–589). Auch die systematische Literaturrecherche von Xie, Chu, Hwang und Wang (2019, S. 6) zum Thema adaptive/personalized learning zeichnet kein anderes Bild:

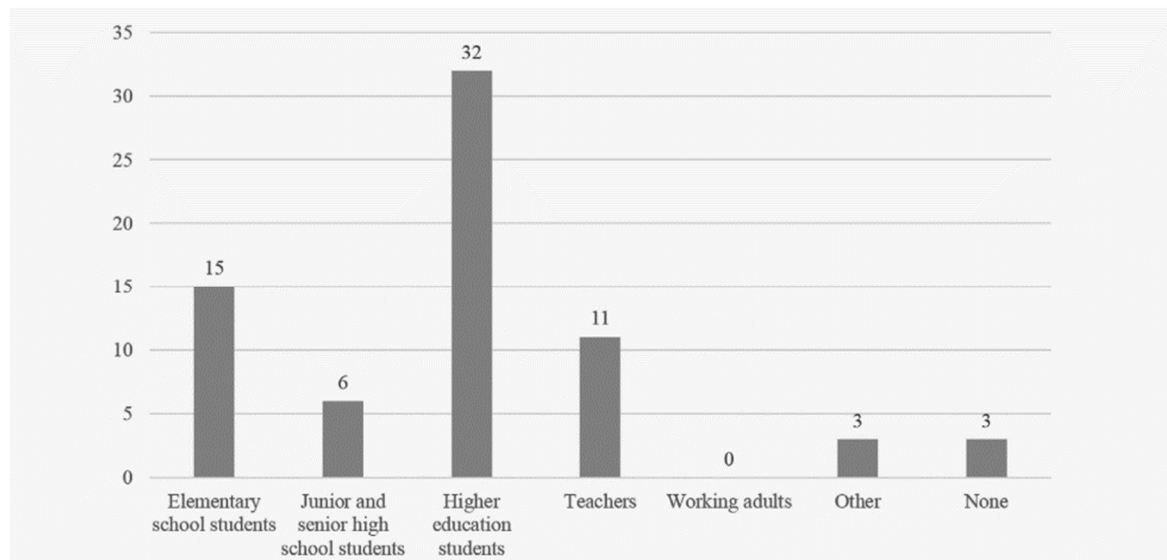


Abbildung 32: Verteilung von Zielgruppen zu adaptivem/personalisiertem Lernen
(eigene Darstellung in Anlehnung an Xie et al., 2019, S. 6)

Die Ergebnisse aus dieser Literatur-Review decken sich ebenfalls mit den Erkenntnissen von Zawacki-Richter et al. (2019, S. 20), dass Forschungen aus dem Computer-Science- und EdTech-Bereich das Feld dominieren und weniger aus den Bereichen Personalentwicklung oder Erwachsenenbildung per se. Die folgende Tabelle zeigt in absteigender Reihenfolge, welche wissenschaftlichen Zeitschriften die meisten Initialtreffer mit der in dieser Arbeit verwendeten Suchstrategie hervorgebracht haben. Sie alle haben zu mindestens 20 Initialtreffern nach Entfernung der Duplikate geführt.

Tabelle 28: Wissenschaftliche Zeitschriften mit den meisten Initialtreffern
(eigene Darstellung)

Interactive Learning Environments
Computers & Education
British Journal of Educational Technology
International Journal of Emerging Technologies in Learning
Journal of Computer Assisted Learning
Educational Technology Society
International Journal of Artificial Intelligence in Education

Der Suchstrategie geschuldet, lassen sich wenige Aussagen bzw. lässt sich keine Aussage dahin gehend treffen, welche Art von Forschung (quantitativ/qualitativ, Experimente etc.) im AIED-Bereich vorherrscht oder gefördert werden müsste, da dies nicht Gegenstand der Review-Fragen war. Es sind vor allem konzeptuelle Artikel und Reviews in die finale Auswahl eingeflossen, was allerdings durch die Inklusions- und Exklusionskriterien bedingt ist. Als nächster Schritt folgt das Kodieren des ausgewählten Datenmaterials.

7.1.6 Kodierung

Das Datenmaterial der Literaturstudie wird anhand der inhaltlich strukturierenden qualitativen Datenanalyse nach Kuckartz (2018) ausgewertet. Qualitative Inhaltsanalysen zeichnen sich durch ihre Kategoriengeleitetheit sowie ihre Eignung für grosse Textmengen aus und sind in verschiedenen Varianten vorhanden (Kuckartz, 2018, S. 97–161; Mayring & Fenzl, 2014, S. 544–545; Schreier, 2014, S. 3; Stamann, Janssen & Schreier, 2016, S. 3). „Bei der inhaltlich-strukturierenden Inhaltsanalyse geht es darum, das Material systematisch im Hinblick auf einzelne Aspekte – meist ausgewählte Themen – zu beschreiben. Diese Aspekte werden im Zusammenhang mit der Forschungsfrage festgelegt und im Verlauf der Analyse induktiv ausdifferenziert.“ (Stamann et al., 2016, S. 3) Die Auswahl auf die inhaltlich strukturierende qualitative Datenanalyse ist darin begründet, dass andere Verfahren der qualitativen Inhaltsanalyse, beispielsweise die zusammenfassende Inhaltsanalyse oder die Inhaltsanalyse mittels Extraktion, zur Beantwortung der Review-Forschungsfragen zu wenig deduktiv und strukturiert oder weniger detailliert ausfallen würden (Schreier, 2014; Stamann et al., 2016). Die Detailbeschreibung des Kodierungsprozesses und der Datenanalyse kann im Anhang (siehe Anhang 9: Systematische Literaturstudie: Kodierung) eingesehen werden.

7.1.7 Beurteilung der Qualität der Studien

Aufgrund der Anwendung der Inklusions- und Exklusionskriterien wurde dieser Schritt bereits bei der Selektion der Publikationen vorweggenommen. Es werden lediglich Publikationen in den Analyseprozess integriert, die den Inklusions- und Exklusionskriterien entsprochen haben. Die finale Auswahl der 31 Publikationen hat sich bewährt, da sie komplementär sind, verschiedene Perspektiven einnehmen und die Synthese davon einen Mehrwert leistet. Es wurde keine der Publikationen nachträglich aufgrund der Analysearbeit ausgeschlossen. Der Forderung, dass das KI-Thema schnelllebig ist und deshalb nur sehr neue Quellen beigezogen werden sollen, wird lediglich teilweise nachgekommen. So ist diese Aussage in Bezug auf Potenzialabklärungen solcher Systeme wohl zutreffend. Um gröbere Diskussionslinien und insbesondere Forschungstrends oder ethische und pädagogische Diskussionen sowie typische Anwendungen zu untersuchen, bietet sich dennoch eine etwas längerfristige Linse auf das Thema an.

Es kristallisierte sich heraus, dass die durch die systematische Literaturanalyse identifizierte Datengrundlage mit weiteren Quellen ergänzt werden musste, da ansonsten zentrale Diskussionspunkte, die in der systematischen Literaturanalyse induktiv entdeckt wurden, zu spärlich abgedeckt gewesen wären.

7.1.8 Beizug ausgewählter zusätzlicher Quellen für den Ergebnisbericht

Da die selektierte Literatur an verschiedenen Stellen zu wenig Tiefgang aufweist, werden für bestimmte Aspekte gezielt weitere Quellen verwendet, die einen höheren Informationsgehalt sowie stärkere Vertiefung bieten als die bereits identifizierte Literatur. Es handelt sich beim folgenden Ergebnisbericht also nicht um eine reine Aufarbeitung der selektierten Literatur, sondern zusätzlich um eine Anreicherung mit zentralen weiteren Quellen. Diese Quellen setzen sich aus den Experteninterviews, Praxisliteratur zu KI in Corporate Learning, weiterer direkt relevanter wissenschaftlicher AIED-Literatur und managementorientierter KI-Literatur zusammen. Auf Letztere hat sich die Verfasserin bereits bei der Erarbeitung des theoretischen Bezugsrahmens gestützt. Diese Entscheidung zum Beizug weiterer Quellen ist durch die spärliche Abdeckung einschlägiger Publikationen im Corporate-Learning-Kontext begründet. Die Zusammensetzung der finalen Publikationen der systematischen Literaturanalyse weist einen starken Fokus auf den Hochschulkontext und somit tendenziell formelles Lernen auf. Durch die Anreicherung der einzelnen Themenkategorien mit zusätzlicher Literatur und Aussagen aus den Experteninterviews kann eine bessere Kontextpassung hergestellt werden. Als Ausgangspunkt gelten jeweils die Resultate aus der systematischen Literaturanalyse. Aufgrund des Neuigkeitsgehalts des Themenfelds erscheint dies als ein pragmatischer und zielführender Kompromiss für diese Monografie. Dies liegt im Ziel begründet, dass die Erarbeitungen aus der Literaturstudie bereits zur Beantwortung der Forschungsfrage und als eigenes Forschungsergebnis gelten sollen und nicht nur als Ausgangslage für die Forschung fungieren. Die folgenden Publikationen wurden als Ergänzung der bereits vorgenommenen Auswahl über die systematische Literaturrecherche eingebunden⁷.

⁷ Für PA: Bendel (2003)

Für adaptive Lernsysteme und Personalisierung: Meier (2019c), Schaumburg (2021).

Für Abgrenzung von LA, EDM und AI: Greller und Drachsler (2012); Ifenthaler und Drachsler (2018); Seufert, Meier, Soellner und Rietsche (2019).

Gezielt auf das Thema Daten, Ethik und Design: AI HLEG (2019b); Bankins (2021); 202 Du Boulay (2022); Ethikbeirat HR Tech (2020); Hagendorff (2020); Ifenthaler und Drachsler (2018); Karwehl und Kauffeld (2021); Renz und Krishnaraja (2020); Yang, Ogata, Matsui und Chen (2021).

Relevante Quellen, die erst nach der systematischen Literatursuche erschienen sind oder ausserhalb der gewählten Suchstrategie zusätzlich identifiziert wurden: Ahmad et al. (2020); Dhawan und Batra (2021); Luan et al. (2020); Maity (2019); Renz und Hilbig (2020); Vrontis et al. (2021); Xie, Hwang und Wong (2020); Zhang und Aslan (2021).

Reports: Miao, Holmes, Huang und Zhang (2021); mmb Institut, DFKI und DIPF (2021); Pedró, Subosa, Rivas und Valverde (2019); Tuomi (2018)

Weitere werden direkt an der jeweiligen Textstelle ausgewiesen.

7.1.9 Offenlegung der Interpretationsgrundlagen

Als letzter Schritt des Literatur-Review-Vorgehensmodells nach Newman und Gough (2020, S. 6) werden die Erkenntnisse beschrieben. Die Gliederung des Ergebnisberichts hebt vor allem Themen hervor, die im Rahmen der Analyse sowie aufgrund des theoretischen Bezugsrahmens als besonders relevant und aussagekräftig identifiziert wurden, und orientiert sich an der Beantwortung der Forschungsfragen dieser Forschungsarbeit.

Es handelt sich bei der Analyse um eine Einzelleistung. Es kann somit aufgrund des Forschungs-Settings keine Intercoder-Reliabilität gewährleistet werden. Umso relevanter ist es, implizite Gedanken und ausschlaggebende Aspekte für die Interpretation der Aussagen für die Leserschaft zu explizieren. Entsprechend sind für eine korrekte Interpretation der Auswertung die folgenden Aspekte zu beachten:

Synthese statt reine Deskription: Gemäss Newman und Gough (2020) sollen nicht nur 1:1-Aussagen deskriptiv veranschaulicht werden, sondern es soll durch die Synthese ein reichhaltigeres Verständnis entwickelt werden, als es jede einzelne Publikation in Einzelanalyse ermöglichen würde: „Eine Synthese ist mehr als eine Auflistung der Ergebnisse der einbezogenen Studien. Sie ist ein Versuch, die Informationen aus den einzelnen Studien zu integrieren, um eine ‘bessere’ Antwort auf die Fragestellung der Übersichtsarbeit zu geben, als sie die einzelnen Studien liefern.“ (eigene Übersetzung; S. 14)

Fokus auf Schlüsselthemen und -aussagen statt Vollständigkeit: In der nachfolgenden Auswertung wird angestrebt, anhand konkreter Beispiele und Kernaussagen ein breites Verständnis zu generieren und die Schlüsselthemen sowie -aussagen im Zusammenhang mit KI-basierten Systemen und Corporate Learning abzubilden. Die Breite des Themas und die ausgeweitete Perspektive auf den Ergebnisbericht mit den verschiedenen Auswertungen sollen dabei helfen, die relevantesten Begriffe, Diskussionsfelder und Argumente zu kennen, und so die aktuelle Forschungsdiskussion abzubilden.

Relevanz einer Aussage vor Quantität von Aussagen: Die Art der Auswertung ist nicht das vollständige Aufzeigen aller Einzelaussagen zu einer Review-Forschungsfrage, sondern das Herausschälen zentraler Aussagen und Erkenntnisse. Dabei spielt keine Rolle, wie oft ein Argument in verschiedenen Publikationen erwähnt wurde. Es steht vielmehr die Einschätzung bezüglich der Relevanz im Vordergrund. Die Beantwortung der Review-Fragen befindet sich im Zentrum. Prägnante Einzelaussagen können somit in der Auswertung als gleichwertig zu Aussagen dargestellt werden, die von mehreren Autor*innen erwähnt wurden. Grund für diese Art der Auswertung ist, dass die Review-Fragen möglichst ganzheitlich beantwortet werden sollen, um die Breite und Diversität des Felds aufzeigen zu können.

Interpretationsleistung bezüglich der Übertragung in den Personalentwicklungskontext: Es ist zu beachten, dass in dieser Literatur-Review verschiedene Kontexte kombiniert werden. So werden Inhalte zum Hochschul- und Unternehmenskontext untersucht. Die Mehrzahl der analysierten Texte stammt aus dem Erwachsenenbildungs- und Hochschulkontext. Die Auswertung zielt indes auf relevante Aussagen in Bezug auf den Personalentwicklungskontext. Dementsprechend erfolgte bei der Auswertung und Aufarbeitung eine Interpretations- und Übersetzungsleistung von Seiten der Forscherin. Die Ergebnisse dieser Analyse sind mithin als Startpunkt für eine vertiefte Auseinandersetzung und Validierung im Kontext von Corporate Learning zu verstehen. Beispiel: Zawacki-Richter et al. (2019, S. 21) formulieren: „Andererseits könnte sie (AIED) ihnen dabei helfen, flexible, aber auch interaktive und personalisierte Lernmöglichkeiten anzubieten, indem sie beispielsweise Lehrer*innen von Belastungen wie der Benotung von Hunderten oder gar Tausenden von Aufgaben entlastet, so dass sie sich auf ihre eigentliche Aufgabe konzentrieren können: einfühlsames menschliches Lehren.“ (eigene Übersetzung; Zawacki-Richter et al., 2019, S. 21). Die Aussage, dass KI-basierte Lösungen das Potenzial haben, Personalentwicklungsspezialist*innen von aufwändigen Routinearbeiten zu entlasten, kann übertragen werden, auch wenn es sich im Personalentwicklungskontext weniger um die Benotung einer grossen Menge an Prüfungen handelt, sondern vermutlich um andere Massenaufgaben. Werden in der Literatur Aussagen identifiziert, die sich spezifisch auf den Erwachsenenbildungs- oder Personalentwicklungskontext beziehen, wird dies separat ausgewiesen, da diese Aussagen einen besonders relevanten Informationsgehalt für das Forschungsvorhaben aufweisen. Beispiel: Besondere Erschwernisse im Bereich der Erwachsenenbildungsforschung in Kombination mit adaptiven Lernsystemen.

Breites Verständnis von KI: Es tritt zutage, dass KI in den untersuchten Publikationen unterschiedlich aufgefasst wird. Während einige bewusst auf Machine Learning oder Deep Learning eingehen, fokussieren andere auf Intelligent Tutoring Systems, die rein regelbasiert sein können. Die Auswertung bezieht sich auf beide Fälle. Dieses Vorgehen reduziert die Gefahr, Informationen zu verlieren, was den Informationsgehalt schmälern würde.

Der Schwerpunkt der nachfolgenden Erarbeitungen liegt auf der Erkenntnisgewinnung zu den drei Forschungsfragen dieser Forschungsarbeit aufgrund der Analyse der Literatur. Ausserdem werden neben der direkten Analyse zu den Forschungsfragen weitere Diskussionspunkte und Spezifika an der Schnittstelle von KI und Bildung aufgearbeitet und präsentiert, um dem übergeordneten Ziel der Forschungsarbeit gerecht zu werden, Orientierungs-, Entscheidungs- und Gestaltungshilfen zu erarbeiten, die es

Praktiker*innen und Forschenden ermöglichen, das Thema strategisch und normativ zu verstehen, zu diskutieren und zu gestalten. Die Logik des Ergebnisberichts zur systematischen Literaturanalyse, die teilweise auch Erkenntnisse aus der Praxisliteratur und der Marktanalyse einbindet, ist folgende:

- Aufarbeitung des aktuellen AIED-Forschungsstands und der darin zentralen Themen (7.2 bis 7.4)
- Vertiefte Analysen zur Beantwortung der Forschungsfragen, jeweils mit Übertragung auf den Corporate-Learning-Kontext (7.5 bis 7.8)
- Thematisierung dreier besonders zentral erscheinender und zu beachtender Themenfelder an der Schnittstelle zwischen KI und Corporate Learning (7.9 bis 7.11)

Insbesondere der erste Teil des Ergebnisberichts soll der Erarbeitung eines soliden Grundverständnisses von AIED dienen und arbeitet den aktuellen Forschungsstand auf. Diese Ausführungen beziehen sich hauptsächlich auf den formellen Bildungskontext und werden jeweils in Bezug auf den Kontext von Corporate Learning kommentiert. Dieses Vorgehen wird als zielführend erachtet, da einschlägige Erkenntnisse in Bezug auf den Corporate-Learning-Kontext erst spärlich aufzufinden sind, die allgemeine AIED-Literatur aber bereits viele, meist übertragbare Erkenntnisse bietet. So kann die Exploration von KI im Kontext von Corporate Learning auf einer verwandten Grundlage aufgebaut werden. Die herausgeschälten zusätzlichen Diskussionspunkte und Spezifika (Daten, Ethik und Design) sind zum einen durch den theoretischen Bezugsrahmen angestossen, zum anderen induktiv aus dem untersuchten Datenmaterial aufgekommen. Abgeschlossen wird der Ergebnisbericht zur systematischen Literaturstudie mit einer kritischen Reflexion zur Literaturstudie sowie einem Fazit, das die handlungsleitende Grundlage für die nachfolgende Fallstudienuntersuchung bildet.

Als Startpunkt zur Erarbeitung der Spezifika KI-basierter Systeme im Bereich Corporate Learning dient eine Ein- und Ausgrenzung von AIED zu verwandten Communities wie LA und EDM. Danach erfolgt eine Vertiefung des Themas durch das Aufzeigen typischer Begrifflichkeiten und Anwendungen KI-basierter Systeme im Bildungskontext, zu dem Corporate Learning gezählt wird.

7.2 Verhältnis von AIED, Learning Analytics und Educational Data Mining

Während der Recherchen zu KI für Corporate Learning und insbesondere im Rahmen der Literaturstudie fiel die häufige Verknüpfung des Begriffs der KI mit Learning Analytics (LA) und Educational Data Mining (EDM) auf. Stellvertretend für andere

Nennungen dieser Begriffe ist das Zitat von Renz und Hilbig (2020): „Die aktuelle Diskussion um AIED ist von zwei wesentlichen Aspekten geprägt - der Unterscheidung zwischen LA, EDM, ML und AI und den Herausforderungen einer pädagogisch sinnvollen Umsetzung.“ (eigene Übersetzung; S. 3) Diese enge Verknüpfung mit den erwähnten Disziplinen ist eine Eigenheit, die die Kombination KI-basierter Systeme mit dem Bildungskontext auszeichnet. Alle drei Communities zentrieren sich um das Thema Lernen und Daten und weisen Überlappungen auf. Die Grenzen können nicht klar gezogen werden, die Communities überschneiden und bereichern sich gegenseitig (Dillenbourg, 2016, S. 545; Siemens & Baker, 2012, S. 254). Gleichwohl lassen sie sich durch Alleinstellungsmerkmale differenzieren. Gemäss Renz et al. (2020, S. 19) und Chen et al. (2020, S. 6) offenbart sich dies wie folgt: Educational Data Mining beschäftigt sich mit grossen Datenmengen im Bildungskontext und wie diese in neue Erkenntnisse münden können. EDM bedient sich, ebenso wie AIED, Machine-Learning-Techniken wie der Bayesschen Modellierung, Clustering oder Klassifikation. Das Einsetzen, Vergleichen und Optimieren solcher Techniken ist zentraler Bestandteil von EDM. EDM selbst konzentriert sich weniger auf die direkte Gestaltung von Lernprozessen. Learning Analytics konzentriert sich auf die Analyse und Visualisierung von Daten, um einen besseren Einblick in die Lernerfahrung von Lernenden zu erhalten und dadurch bei der weiteren Optimierung der Lernumgebung zu helfen. Ifenthaler und Drachsler (2018) nennen hierzu als Beispiele: „Relevante nächste Lernschritte und Lernmaterialien empfehlen, Reflexion und Bewusstsein über den Lernprozess fördern, soziales Lernen fördern, unerwünschtes Lernverhalten und -schwierigkeiten aufspüren, aktuellen Gefühlszustand der Lernenden ausfindig machen, Lernerfolg vorhersagen.“ (S. 10) Learning Analytics kann, aber muss nicht auf grossen Datenmengen basieren. Aus dieser Aufzählung wird bereits ersichtlich, dass auch AIED und KI-basierte Systeme Ziele von EDM und LA verfolgen können. Die Art und Weise, wie diese Ziele erreicht werden, sind dann wiederum mögliche Abgrenzungsmerkmale. Das Verständnis KI-basierter Systeme in dieser Forschungsarbeit zeichnet sich durch die verschiedenen Komponenten eines KI-basierten Systems und die zentralen Themenfelder rund um die Gestaltung und den Einsatz KI-basierter Systemen aus. Somit sind KI-basierte Systeme umfassender als Learning Analytics oder EDM-Anwendungen und heben sich insbesondere durch den Part der Action durch das System selbst (siehe Unterkapitel 4.4) von den anderen beiden Perspektiven ab. KI-basierte Systeme charakterisieren sich durch eine direkte Beeinflussung und Gestaltung von Lernprozessen. Auch die Imitation und Reproduktion menschlicher kognitiver Leistungen und Verhalten ist eine charakterisierende Eigenschaft KI-basierter Systeme. Dementsprechend können Learning Analytics und Educational Data

Mining als alleinstehende Communities und gleichzeitig als relevante Vorbedingungen für moderne KI-Anwendungen gewertet werden (Renz & Hilbig, 2020, S. 19). Besonders nah und informierend zeigen sich beispielsweise Publikationen zu Learning Analytics, die Learning Analytics nicht nur auf Analysetechniken beschränken, sondern ganzheitlich diskutieren und auch pädagogische, rechtliche und ethische Aspekte einbeziehen und wie Learning Analytics individuelle Lernprozesse optimieren kann (Greller & Drachsler, 2012; Seufert, Meier, Soellner & Rietsche, 2019). Solche Publikationen weisen eine höhere Überschneidung mit AIED auf als solche, die sich beispielsweise mit reinen Vorhersagen ohne die Berücksichtigung pädagogischer Theorien beschäftigen. Typische AIED-Systeme wie Intelligente-Tutoren-Systeme (ITS) oder intelligente Lernumgebungen (ILE) können wiederum Daten für LA- oder EMD-Aktivitäten liefern und als Lehr- und Lernpartner diskutiert werden, gehören aber ins Zentrum der AIED-Forschung. Auf solche für die AIED-Disziplin typische KI-basierte Systeme und typischen Begriffe wird nachfolgend eingegangen. Zudem wird eine Betrachtung der historischen Entwicklung und aktuellen Trends als sinnvoll erachtet, um das Verständnis zum Themengebiet zu stärken.

7.3 Typische Begriffe, Anwendungen und Einsatzfelder von AIED

Mit der Gründung der International AIED Society (IAIED) und gleichzeitig des Journals of Artificial Intelligence in Education im Jahr 1997 wurde das Thema AIED positioniert (Du Boulay, 2019, S. 2904; Pinkwart, 2016, S. 772; Richards & Dignum, 2019, S. 2885). Die einflussreichsten Journals im Bereich AIED sind gemäss Renz et al. (2020, S. 16) Stand heute das International Journal of Artificial Intelligence, Computers and Education sowie das International Journal of Emerging Technologies in Learning. Bemerkenswert ist, dass die Grenzen zu anderen Forschungsdisziplinen je länger, je mehr verschwimmen. Obwohl es eine einschlägige Forschungs-Community und Journals im Bereich AIED gibt, zeigt sich das Feld dennoch fragmentiert. So sind durchaus KI-Themen, die aus Bildungsperspektive ursprünglich nur in der AIED-Community diskutiert wurden, auch in anderen Forschungs-Communities aufzufinden. Zawacki-Richter et al. (2019, S. 20) veranschaulichen, dass die AIED-Hauptautoren mit Fokus auf Hochschulbildung primär aus den USA, China, Taiwan und der Türkei stammen und mehrheitlich aus Computer-Science- und STEM-Feldern. Die Arbeitsdefinition von KI und KI-basierten Systemen, die im theoretischen Bezugsrahmen erarbeitet wurden, erscheint auch im spezifischen Kontext von Bildung und Corporate Learning zweckmässig. Die AIED-Literatur bestätigt den Fokus auf die schwache KI: „Im heutigen Sprachgebrauch bezieht sich der Begriff ‘KI’ fast immer auf schwache KI-Systeme.“ (eigene Übersetzung;

Keller et al., 2019, S. 3). Die Analyse der einschlägigen HRD-, HRM- und AIED-Literatur ergibt, dass die Kombination von KI und Bildungskontext zu Eigenschaften führt, die speziell in diesem Kontext auftreten. Während ethische, soziale, kulturelle und wirtschaftliche Dimensionen KI-basierter Systeme auch in der managementorientierten KI-Literatur thematisiert werden, tritt beispielsweise die pädagogische Komponente spezifisch im AIED-Kontext und somit auch im Corporate-Learning-Kontext auf. Auch gilt es, ethische Besonderheiten spezifisch auf Corporate Learning und den HRM-Kontext zu thematisieren, zu dem Corporate Learning gehört. Dies erfolgt in Unterkapitel 7.10.

Die folgende Zeitschiene visualisiert massgebliche Entwicklungen der AIED-Forschung und setzt diese in einen Zusammenhang mit Learning Analytics und Educational Data Mining:



Abbildung 33: Meilensteine von KI zu Bildungszwecken auf dem Zeitstrahl

(eigene Darstellung in Anlehnung an Daniel, 2019, S. 103; Randhawa & Jackson, 2020, S. 20)

Bisher haben sich keine einheitlichen Begriffsdefinitionen durchgesetzt. Grund hierfür ist beispielsweise die Interdisziplinarität des Felds, das im Kern Computer Science, Psychologie und Bildungsforschung kombiniert, aber bei Weitem nicht auf diese begrenzt ist (Dillenbourg, 2016, S. 545). Das Thema AIED geht immer mehr in eine breitere Diskussion über. In dieser Forschungsarbeit wird konsequent von KI-basierten Systemen gesprochen. Andere gängige Überbegriffe im Bildungskontext sind Smart Machines, humanoide Computer oder Educational Robots/Cobots.

Wie KI im Generellen ist auch KI in der Bildung seit mehr als 40 Jahren präsent. Gleichwohl haben sich das Feld und die Möglichkeiten sowie Forschungsschwerpunkte verändert. Als langjährig untersuchte KI-Anwendungen gelten insbesondere Intelligent Tutoring Systems (ITS), Pedagogical Agents (PA) und Intelligent Learning Environments (ILEs) (Du Boulay, 2019, S. 2902; Richards & Dignum, 2019, S. 2885). Die drei Konzepte weisen grosse Überschneidungen auf und werden von verschiedenen Autor*innen

unterschiedlich verwendet, wie Zawacki-Richter et al. (2019) in ihrer systematischen Literaturanalyse im Hochschulkontext feststellen:

„In den Studien scheint man sich nicht auf einen gemeinsamen Begriff für adaptive Systeme einigen zu können, was wahrscheinlich auf die unterschiedlichen Funktionen zurückzuführen ist, die sie erfüllen.“ (eigene Übersetzung; S. 18)

Eine grobe Unterscheidung lässt sich wie folgt vornehmen, wobei diese je nach Autorenschaft anders geprägt werden kann:

Tabelle 29: Vier typische KI-basierte AIED-Systeme
(eigene Darstellung in Anlehnung an Bendel, 2003, S. 79–120; Du Boulay, 2019, S. 2903)

Anwendung	Kurzbeschreibung
Adaptive Learning Systems, Adaptive Lernsysteme (AL)	Adaptive Lernsysteme haben zum Ziel, Lerninhalte und -aufgaben möglichst personalisiert und an den Lernstand sowie Merkmale von Lernenden angepasst bereitzustellen. <i>Die Beschreibung eines adaptiven Lernsystems, das in der Corporate Learning-Praxis im Einsatz ist, folgt im Rahmen der Fallstudie B später in dieser Arbeit.</i>
Intelligent Learning Environment, intelligente Lernumgebungen (ILE)	Intelligente Lernumgebungen sollen sich möglichst den individuellen Merkmalen und Bedürfnissen von Lernenden anpassen. Die kann die Gestaltung von Rahmenbedingungen, aber auch andere Personalisierungsformen umfassen. ILE können virtuell oder hybrid sein. Ein Beispiel für eine hybride Form von ILE sind intelligente Klassenzimmer, in denen digitale und physische Elemente kombiniert und beispielsweise durch IoT angereichert werden. In ILE können AL-, ITS- und PA-Elemente integriert sein. <i>Die Aufarbeitung verschiedener Formen von Personalisierung und Adaption folgen im Abschnitt 7.6.1.</i>
Intelligent Tutoring System, intelligente Tutoring-Systeme (ITS)	ITS sind häufig auf die Unterstützung der Zielgruppe von Lernenden ausgerichtet und streben an, die menschliche Unterstützung im Lernprozess nachzuahmen. Gemäss Zawacki-Richter et al. (2019, S. 14) sind die häufigsten Bezeichnungen von ITS die folgenden: intelligent (online) tutors, intelligent (software) agents, intelligent assistants. <i>Die Beschreibung zentraler Modelle eines ITS und allgemein eines KI-basierten Systems im Bildungskontext folgt später in diesem Kapitel.</i>
Pedagogical Agent, pädagogische Agenten (PA)	PA sind eine besondere Form intelligenter Agenten und dienen zur Abdeckung verschiedener pädagogischer Aufgaben und Unterstützungsleistungen im Lehr- und Lernprozess. PA können virtuelle oder physische Erscheinungsformen haben und einzeln oder im Verbund eingesetzt werden. PA können eigenständig eingesetzt werden oder Bestandteil von ILE und ITS sein. <i>Weitere Ausführungen zu PA, deren Merkmale und Funktionen folgen später in diesem Kapitel.</i>

All diese KI-basierten Systemarten können je nach ihrer Beschaffenheit auch in Kombination vorkommen oder werden als Synonyme verwendet. ITS werden häufig mit

adaptiven Lernsystemen gleichgesetzt und intelligente Lernumgebungen als Überbegriff für verschiedene Anwendungen verwendet (Zawacki-Richter et al., 2019, S. 18–19). Kay (2012, S. 66) bezeichnen Intelligent Tutoring Systems (ITS) als Fast-Synonym für AIED und veranschaulichen so die Zentralität dieser KI-basierten Systeme für den Bildungskontext. Allerdings zeigt sich bereits aus vorstehender Tabelle, dass die diskutierten Anwendungen über ITS hinausgehen und ITS eine von verschiedenen Varianten ist, wie KI im Bildungskontext eingesetzt werden kann. Zahlreiche der KI-basierten Systeme werden mit den Adjektiven personalisiert, intelligent und adaptiv bezeichnet. Die Systeme basieren auf einer grossen Menge an Daten, die sich meist um die Zielgruppe der Lernenden drehen (Renz et al., 2020, S. 19). Neben der Zielgruppe von Lernenden ist im Schulkontext auch der Fokus auf Lehrer*innen und die Administration häufig thematisiert. Allen gemein ist, dass sie die direkte oder indirekte Unterstützung sowie Optimierung von Lernprozessen zum Ziel haben – oft in einer flexiblen, automatisierten, personalisierten, integrativen, effektiven und adaptiven Art und Weise (Renz et al., 2020, S. 17). Gleichwohl stellen Renz et al. (2020, S. 15) fest, dass es häufig schwierig ist, zu unterscheiden, welche der Anwendungen im Bildungskontext tatsächlich KI umfassen und welche nur als KI bezeichnet werden. So fällt beispielsweise auf, dass die Grenzen, was unter den Begriff von KI fällt, unterschiedlich streng gezogen werden. Einige Lösungen werden bereits als KI bezeichnet, wenn sie eine gewisse Form von Personalisierung, Adaptivität oder dialogbasierte Interaktion zulassen oder menschliches Verhalten glaubwürdig simulieren. Obwohl sie auf herkömmlichen statistischen Methoden beruhen oder skript- und regelbasiert sind, können solche Systeme als intelligent empfunden werden und werden insbesondere auch aus Marketingzwecken entsprechend KI genannt. Solche Systeme haben indes wenig Gemeinsamkeiten mit den in dieser Arbeit thematisierten KI-basierten Systemen, die sich durch Machine Learning und grosse Mengen an Daten auszeichnen und dadurch andere Herausforderungen und Anwendungsmöglichkeiten, aber auch Grenzen aufweisen (Zawacki-Richter et al., 2019, S. 4). Wo KI beginnt und die reine Digitalisierung aufhört, ist denn auch nicht glasklar bestimmbar. So tritt zutage, dass beispielsweise skript- oder regelbasierte Systeme als Vorstufen für KI-basierte Systeme gelten können oder sie in eng umrissenen Anwendungsbereichen bessere Resultate hervorbringen können als modern AI-Systeme. Meist handelt es sich um hybride Systeme, wie bereits im Theoriekapitel veranschaulicht wurde. Dennoch lohnt es sich, bei der Untersuchung KI-basierter Systeme auf solche zu fokussieren, die modern AI-Anteile umfassen. Solche Systeme beinhalten im Gegensatz zu herkömmlichen technischen Systemen im Bildungskontext einen tatsächlich Neuigkeitswert. Sie bewirken beispielsweise die Dringlichkeit und Relevanz

ethischer Diskussionen. Was sich durch KI-basierte Systeme für Corporate Learning verändern kann und welche Neuigkeitswerte und Nutzenpotenziale mit solchen Systemen verbunden sind, ist Teil der Erarbeitungen in dieser Abhandlung.

In Bezug auf Hardware scheint sich gemäss der Studie von Xie et al. (2019) aktuell noch viel in einem Einzelverhältnis am Computer abzuspielen, auch wenn etwa die Themen IoT, immersive Lernumgebungen und Wearable Devices vermehrt thematisiert und gefordert werden. Die folgende Grafik verdeutlicht dies:

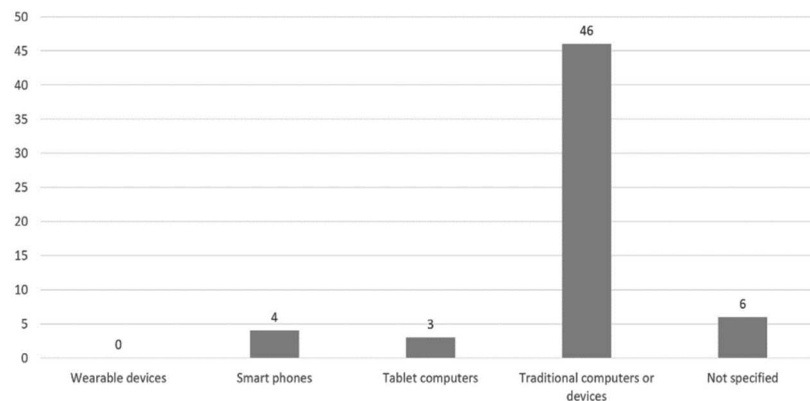


Abbildung 34: Verteilung der erwähnten Hardware in AIED-Studien
(eigene Darstellung in Anlehnung an Xie et al., 2019, S. 8)

„Traditional computers/devices“ beziehen sich auf Computer, Notebooks und die mittlerweile nicht mehr verbreiteten Personal Digital Assistants (PDA) (Xie et al., 2019, S. 8). Zu Wearable Devices werden beispielsweise Brillen oder Uhren wie die Google-Brille oder die Apple Watch gezählt. Zu diesem Hardware-Typus konnten in der Studie von Xie et al. (2019) noch keine Studien ausgemacht werden. Während sie bereits als Datenquelle in der AIED-Literatur diskutiert werden, wird diese Art von Hardware noch nicht als Grundlage für KI-basierte Systeme herangezogen. Die Autor*innen sprechen dieser Kategorie allerdings eine steigende Relevanz für ebensolche Anwendungszwecke zu (Xie et al., 2019, S. 13). Die Studie geht nicht auf physische Roboter als weitere Hardware-Option ein, die aber auch in der AIED-Literatur thematisiert werden (vgl. z. B. Timms, 2016).

Der Mensch wurde in den vergangenen 25 Jahren der AIED-Forschung häufig als Vorbild für KI-Systeme gehandelt und der menschliche Tutor oder eine hervorragende Lehrperson gilt dabei als Goldstandard. Insbesondere in den Anfängen von AIED lag oftmals die Zielvorstellung im Vordergrund, einen Einzelunterricht oder eine 1:1-Tutorentätigkeit zu veranschaulichen (Du Boulay, 2019, S. 2911; Kay, 2012, S. 67; Roll & Wylie, 2016, S. 582). Als häufiges Zielbild für die Entwicklung der früheren, aber auch neueren Anwendungen im Bereich der AIED besteht die Hoffnung, dass maschinelles 1:1-

Tutoring gleich effektiv ist als dasjenige durch menschliche Tutoren (Hrastinski et al., 2019, S. 432; Roll & Wylie, 2016, S. 582). Hierbei ist zu beachten, dass Lernende und Pädagog*innen unterschiedliche Persönlichkeiten, verschiedene Präferenzen und Vorbedingungen haben und verschiedene Wirkungen erzeugen können. Darüber hinaus beeinflussen Lehrpersonen und Tutor*innen nicht nur die fachliche, sondern auch die persönliche Prägung von Lernenden (Kreutzer & Sirrenberg, 2020a, S. 186). Mithin handelt es sich nicht um ein klar definiertes und einheitlich operationalisierbares Zielbild (R. Baker, 2016, S. 608). Im Idealfall sind die Ausprägungen von Lehrpersonen auf die Lernenden adaptiert. Auch wird in jüngerer Literatur diskutiert, dass die Metapher des menschlichen Tutors als alleinige Zielvorstellung von AIED ausgedient hat. Roll und Wylie (2016, S. 595) argumentieren, dass ein menschlicher Tutor oftmals allein, zeitbegrenzt und in bestimmten Lernumgebungen arbeitet. Dies erscheint mit Blick auf kollaborative, allgegenwärtige und von verschiedenen Geräten zugreifbaren Lernumgebungen eine zu enge Orientierung.

„Indem man den menschlichen Tutor zu unserem Goldstandard machte, war ein typischer Anwendungsfall oft die Zusammenarbeit einer Schülerin mit einem Computer in einem mathematischen oder naturwissenschaftlichen Klassenzimmer, um schrittweise Aufgaben zu lösen, die sich auf das Wissen auf Domänenebene konzentrieren (vgl. Van-Lehn, 2006). Dieser Anwendungsfall trägt jedoch vielen neueren Entwicklungen in der Praxis und Theorie der Bildung nicht Rechnung.“ (eigene Übersetzung; Roll & Wylie, 2016, S. 583)

Die Autor*innen rufen deshalb zur Erforschung und Entwicklung KI-basierter Systeme auf, die über die Metapher des menschlichen Tutors hinausgehen. Eine prominente Form dafür sind intelligente Lernumgebungen (engl. Intelligent Learning Environments) (ILE). Hier werden nicht nur individuelle Lernprozesse, sondern auch kollaborative Lernprozesse untersucht, zum Beispiel das Lernen in Paaren und Gruppen. Auch hier befinden sich die Untersuchungen häufig in Klassenraumsituationen (Du Boulay, 2019, S. 2912). Gleichzeitig zeigen Autoren wie Dillenbourg (2016, S. 557) auf, dass Fragestellungen dahin gehend, wie die Stärken des menschlichen Tutors durch KI-basierte Systeme weiter optimiert werden können, auch künftig von Relevanz für die Forschungs-Community sind.

„In diesem Papier wird für eine andere Vision plädiert: eine, in der die Bildung immer noch auf den Menschen ausgerichtet ist, in der menschliche Lehrer*innen die allgemeine Richtung des Lernens unterstützen, einschliesslich der Hilfe für die Lernenden, ‘zu lernen, wie man lernt’, und in der sie zuversichtlich sind, dass sie einen Teil ihrer Arbeit an ILEs abgeben können, die als Assistenten im Klassenzimmer arbeiten und

verschiedene pädagogische Methoden anwenden.“ (eigene Übersetzung; Du Boulay, 2019, S. 2905)

Ein anderer Erfolg, zu dem AIED beiträgt, sind laut Roll und Wylie (2016, S. 583) schnellere und effizientere Klassenzimmer. Hier schwingt wiederum Kritik mit. Die Autoren kritisieren, dass die Umsetzungen von AIED häufig auf traditionelle Lernformen und Lerntheorien abstützen, statt sich mit neueren Anforderungen und Möglichkeiten auseinanderzusetzen. Sie verdeutlichen diese Kritik mit folgendem Zitat von Henry Ford: „Wenn ich die Leute gefragt hätte, was sie wollen, hätten sie gesagt: schnellere Pferde.“ (eigene Übersetzung; Roll & Wylie, 2016, S. 582) Eine vertiefte Auseinandersetzung zum Thema pädagogischer Möglichkeiten und Mehrwert durch KI-basierte Systeme für die individuelle Kompetenzentwicklung folgt später in dieser Forschungsarbeit im Abschnitt 7.6.2. Dies erscheint in Bezug auf den Corporate-Learning-Kontext ausschlaggebend, da sich dieser, wie im theoretischen Bezugsrahmen aufgezeigt, bei Weitem nicht auf die Umgebung eines Klassenraums sowie das Lehr- und Lern-Verhältnis zwischen Lehrkräften und Schüler*innen beschränkt.

Das Ziel nach Personalisierung und Adaptivität ist ein Kernnarrativ in der AIED-Literatur. Randhawa und Jackson (2020, S. 20) weisen darauf hin, dass viele der früheren Anwendungen von Teaching Machines noch keine Adaptivität leisten konnten. Mit dem Ziel, solche Adaptivität einzuführen, wurden im Zeitverlauf verschiedene Modellierungen entwickelt und erforscht. Drei zentrale Aspekte liegen in der Modellierung, wie Menschen lernen, wie der zu lernende Inhalt und das Tutoring modelliert werden können. Diese drei Aspekte werden auch als „the famous ,trilogy““ von adaptiven Lernsystemen oder allgemein von AIED bezeichnet (Dillenbourg, 2016, S. 556). Diese drei Modelle sind nach wie vor handlungsleitend für die Erstellung adaptiver Lernlösungen. ITS und andere KI-basierte Systeme mit dem Ziel der individuellen Kompetenzentwicklung fassen häufig auf mindestens diesen drei Modellen und werden nachfolgend beschrieben (Dillenbourg, 2016, S. 549; Meier, 2019c, S. 4):

- Domänenmodell: Inhalte und Lernobjekte wie Grafiken, Texte oder Übungsaufgaben, Wissensstrukturen und Konzepte, zugrunde liegendes Modell der Lernaufgabe, die Lernende zu erfüllen haben.
- Lernermodell: Beschreibung des*der Lerner*in, Zweck: Personalisierung, siehe für die Vertiefung und Ausgestaltung des Lernermodell den Abschnitt 7.6.1.
- Tutorenmodell: Pädagogik, Didaktik, mögliche Lernpfade, wann und wie Feedback und Lernhilfen zur Verfügung gestellt werden, wie die Interaktion ausgestaltet ist, Lehrstrategien und -methoden, Adaptionenform, siehe für die

Vertiefung und Ausgestaltung zum Thema Adaption Abschnitt 7.6.1 und zum Thema Pädagogik Abschnitt 7.6.2.

Besonders häufig werden die drei Modelle in ITS und adaptiven Lernsystemen eingesetzt, können aber sinngemäss auch auf andere Anwendungen übertragen werden. Die Fülle denkbarer KI-basierter Anwendungen sowie deren Nutzenpotenziale werden im Verlauf dieser Forschungsarbeit weiter ausgearbeitet. Die Entwicklung KI-basierter Systeme erfordert Corporate-Learning-spezifisches und häufig auch pädagogisches Wissen und grenzt damit Anforderungen an KI-basierte Systeme im Bildungskontext von KI-basierten Systemen zu anderen Zwecken deutlich ab. Auch wenn Grundlagen und Erkenntnisse aus anderen Disziplinen, die KI-basierte Systeme untersuchen und einsetzen, für Corporate Learning übernommen werden können, sind im Bildungsbereich die spezifischen Modelle und dazugehörigen normativen und strategischen Überlegungen zentral einzubeziehen. Wie relevant solche Modelle sind, verdeutlicht das Zitat von Cope et al. (2020)

„Die Intelligenz der künstlichen Intelligenz liegt in erster Linie in der äusserst detaillierten Benennbarkeit der Welt und nicht in der Mathematik; in den Ontologien und nicht in den Algorithmen. Die Macht liegt nicht nur in den Daten oder den Algorithmen, mit denen die Daten verarbeitet werden, sondern in den Datenmodellen.“ (eigene Übersetzung; Cope et al., 2020, S. 4)

Durch die Ausgestaltung des Lernermodells können beispielsweise der Schwierigkeitsgrad und die Ausführlichkeit von Lernmaterialien und -aufgaben, deren Sequenz sowie die Art der Lernmaterialien (bezieht sich auf das Domänenmodell) und die entsprechende Didaktik (Tutorenmodell) ausgerichtet werden, was Personalisierung und Adaption ermöglicht. Das Lernermodell sowie das Tutorenmodell werden in den späteren Abschnitten 7.6.1 und 7.6.2 beleuchtet.

Neben den drei typischen Modellen eines KI-basierten Systems im Bildungskontext kommen, je nach Anwendungsziel, immer häufiger weitere Modelle hinzu, wie es Kay (2012, S. 67) veranschaulicht. Dies gestaltet KI-basierte Systeme komplexer, aber potenziell auch wirksamer und zielführender. Der Vorteil dieser erweiterten Sicht auf KI-basierte Systeme besteht darin, dass die zusätzlichen Modelle einen breiteren Blick auf das Lernumfeld gewährleisten und so auch den Einbezug relevanter Umweltfaktoren und Anspruchsgruppen, verschiedene Arten der Lernunterstützung, arbeitskontextspezifische Bezüge und die Einbindung eines erweiterten sozialen Kontexts zulassen (Kay, 2012, S. 67–68). Solche Ergänzungen zur klassischen Trilogie erscheinen insbesondere

für das Thema KI-basierte Systeme von Bedeutung, die im Corporate-Learning-Kontext zum Einsatz kommen sollen.

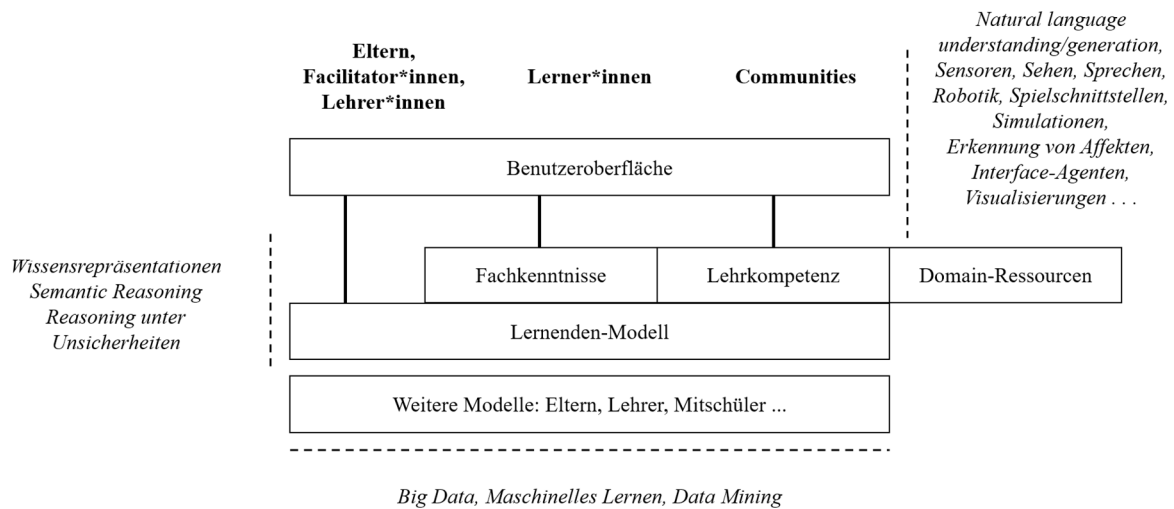


Abbildung 35: Erweiterte Modell-Betrachtung KI-basierter Systeme
(eigene Darstellung in Anlehnung an Kay, 2012, S. 67)

Mit Blick in die Zukunft legt Kay (2012, S. 67–68) dar, dass unter Umständen das Lernermodell unabhängig respektive eingebettet in verschiedene KI-basierte Systeme genutzt werden könnte. Damit würde eine Hauptvision von AIED immer mehr zur Realität werden, in der der Mensch als lebenslanger Lerner*lebenslange Lernerin abgebildet wird, in unterschiedlichen Kontexten auf das Lernermodell zurückgegriffen werden kann und die digitale Abbildung des Menschen durch verschiedene Datenpunkte über die Zeit akkurater wird. Die Vorstellung eines digitalen Zwillings, der einen Menschen oder auch andere Subjekte und Objekte möglichst identisch digital repräsentiert, knüpft an diese Vorstellung an. Obwohl die Publikation von Kay (2012) bereits zehn Jahre zurückliegt, handelt es sich bei einem solchen zentralen Lernermodell nach wie vor um eine Zukunftsvorstellung.

Themengebiete, in denen KI-basierte Systeme besonders häufig zur Anwendung kommen, sind gemäss Xie et al. (2019, S. 7) Ingenieurwesen/Computerwissenschaften, Naturwissenschaften, Sprachen und Mathematik. Diese Disziplinen zeichnen sich dadurch aus, dass sie präzisierbare Inhalte aufweisen, die wenig Raum für unterschiedliche Interpretationen zulassen. Dies belegt auch die Aussage von Du Boulay (2019): „These systems have concentrated on STEM⁸ subjects because it is relatively straightforward to

⁸ Engl. STEM: Science, Technology, Engineering and Maths, deutsch: MINT: Mathematik, Informatik, Naturwissenschaften und Technik.

build student and domain models.“ (S. 2908) Mathematische Formeln oder Sprachregeln sind klar definiert und können entsprechend präzise in Daten und Modellen abgebildet werden. Im Gegensatz dazu sind Themengebiete wie Sozialwissenschaften, Kunst/Design oder Wirtschaft und Management sowie die Förderung von Kommunikation, Selbstreflexion und allgemein des Denkens höherer Ordnung oder umfassende Kompetenzentwicklungen weniger präsent in Studien rund um adaptive und personalisierte Lernsysteme (Xie et al., 2019, S. 7). Ein zentraler Grund liegt in der schwierigeren Definier- und Messbarkeit solcher Inhalte (Xie et al., 2019, S. 13). Gleichwohl werden auch solche Themen vermehrt von AIED-Forschenden aufgegriffen und stellen ein offenes sowie vielversprechendes Forschungsfeld dar (Du Boulay, 2019, S. 2908). Im Corporate-Learning-Bereich erweist sich insbesondere die Auseinandersetzung mit verschiedenen Kompetenztaxonomien und Kompetenzmodellen als interessantes Feld, was aktuell als Grundlage von Learning-Experience-Plattformen einfließt. Mit dem Ziel der individuellen Kompetenzentwicklung und den Anforderungen an Corporate Learning im Kontext der digitalen Transformation liegt zudem ein hohes Nutzenpotenzial in Anwendungsfeldern KI-basierter Systeme wie die Lernkompetenzentwicklung und ein Fokus auf Future Skills. Doch auch fachliches Wissen und Kompetenzen können interessant sein und sind tendenziell besser zu bewerkstelligen. Die Definition domänenspezifischer Modelle ist zwingend notwendig für die Entwicklung eines KI-basierten Systems und erfordert eine hohe Fachkompetenz.

Pädagogische Agenten (PA) sind eine besondere Form intelligenter Agenten, die für den Bildungskontext typisch sind. Sie zeichnen sich dadurch aus, dass sie in Lernkontexten zur Anwendung kommen – einzeln als singuläre Systeme, im Verbund als Multi-Agenten-Systeme, eigenständig oder als integrativer Bestandteil von Meta-(Lern-)Systemen wie intelligenten Tutoring-Systemen und intelligenten Lernumgebungen (Bendel, 2003, S. 111–120; Richards & Dignum, 2019, S. 2896). Die Grundfunktionen und Merkmale eines pädagogischen Agenten sind gemäss Bendel (2003, S. 79–80) folgende:

- *Dienstbarkeit*: PA führen Rollen oder Teilrollen wie etwa die von Lehrkräften, Dozent*innen oder Lernbegleitenden aus und übernehmen Aufträge. Weitere Beispiele für PA-Rollen, die in der Literatur erwähnt werden, sind: virtuelle Rollenspieler*innen, Peer- und Co-Lernende, Navigator*innen, Demonstrator*innen, Lehrassistent*innen, Entertainer*innen, Guides, Planer*innen, Strateg*innen, Coachs (Du Boulay, 2019, S. 2911; Hrastinski et al., 2019, S. 431; Richards & Dignum, 2019, S. 2887). Diese lassen sich erweitern.

- *Kommunikationsfähigkeit*: PA können im Bereich von Inhalten, Aufgaben und Problemen rund um Lernprozesse unterstützen. Hier kommt häufig NLP zum Einsatz oder die Dialoge und Interaktionen werden skriptbasiert ausgestaltet.
- *Kooperationsfähigkeit*: PA übernehmen Teilaufgaben und lösen damit grössere Aufgaben in Zusammenspiel mit anderen Agenten, Menschen oder Systemen.
- *Reaktivität*: Die Reaktion auf eine Eingabe eines Menschen durch PA erfolgt zeitnah oder zu einem späteren Zeitpunkt.
- *Proaktivität*: Die PA handeln aufgrund von ihnen zugänglichen Informationen proaktiv und beeinflussen damit zum Beispiel den Lernprozess oder andere Aktivitäten in der Umwelt der Lernenden. Allerdings zeigt sich, dass die Proaktivität zum aktuellen Zeitpunkt häufig eine Reaktivität ist, wie das folgende Zitat von Du Boulay (2019) veranschaulicht:
 „Obwohl Fortschritte bei der Entwicklung einer affektiven und motivierenden Pädagogik gemacht wurden (für einen Überblick siehe du Boulay, 2018), ist die wichtigste pädagogische Strategie immer noch weitgehend reaktiv auf den affektiven und motivierenden Zustand des Lernenden. Es werden Taktiken bereitgestellt, um mit Schwierigkeiten umzugehen, wenn sie auftreten, anstatt proaktiv, um affektive und motivierende Probleme zu verhindern und zu verbessern, bevor sie auftreten (siehe zum Beispiel Rosiek, 2003).“ (eigene Übersetzung; S. 2913)
- *Zielorientiertheit*: Die PA sind auf bestimmte Zielerreichungen ausgerichtet, zum Beispiel auf die Unterstützung zur Erreichung eines bestimmten Lernziels. Als Hauptziele von PA für die Zielgruppe der Lernenden gelten Wissensvermittlung, Motivation und Support (Bendel, 2003, S. 98).
- *Autonomie*: PA sind autonome und objektive Helfer für Lernende.
- *Intelligenz*: PA verfügen über einen gewissen Grad an Lernfähigkeit im dafür relevanten Gebiet.

Richards und Dignum (2019, S. 2886) unterscheiden PA bewusst von virtuellen Charakteren, die von den Nutzenden direkt gesteuert werden, beispielsweise Avataren in virtuellen Lernumgebungen. Die Autoren erwähnen das BDI-Modell, laut dem ein PA nach Beliefs, Desires und Goals konzipiert wird. Die Grafik von Bendel (2003, S. 85) zeigt verschiedene Aktionsfunktionen von PA, die je nach Ziel des PA einzeln oder im Verbund ausgeführt werden können:

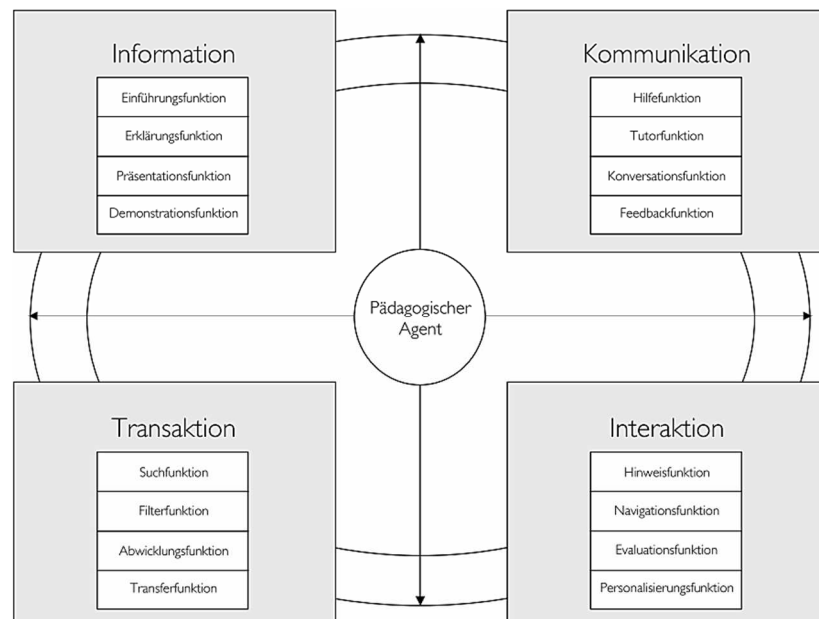


Abbildung 36: Aktionsfunktionen pädagogischer Agenten
(Darstellung in Anlehnung an Bendel, 2003, S. 85)

Als grosse Vision im Rahmen von PA gelten:

- Jede*r Lerner*in erhält einen persönlichen Tutor für jedes Fach.
- Jede*r Lehrer*in erhält eine*n Lehrassistent*in.

PA sollen dabei lebenslange Lernbegleiter sein, die beraten, Empfehlungen aussprechen und das Lernen verfolgen (Richards & Dignum, 2019, S. 2889).

Diese Vision einer Lifelong Learning Companion ist es dann auch, die als Zukunftsvision omnipräsent in der AIED-Literatur thematisiert wird und als Hauptvision von AIED bezeichnet werden kann (Du Boulay, 2019; Kreutzer & Sirrenberg, 2020a Pinkwart, 2016; Richards & Dignum, 2019; Roll & Wylie, 2016). Je nach Ausprägung kann sie bereits durch schwache KI oder aber erst in einem Stadium der starken KI realistisch werden. Durch die lebenslange Begleitung von Lernenden wird ein*e KI-basierte lebenslange Lernbegleitung gleichzeitig zu einer lebenslangen Datensammlung (Pinkwart, 2016, S. 780). Eine andere mehrfach erwähnte Zukunftsvision bezieht sich auf Cyborgs, die wiederum viele neue Anwendungspotenziale von KI für die Bildung bieten würden. Auf diese wird in dieser Forschungsarbeit nicht weiter eingegangen, da sie ausserhalb des definierten Forschungsinteresses liegen. Nachfolgend werden eine Vision/Utopie und eine Dystopie aus dem AIED-Kontext beschrieben mit dem Ziel, einen breiteren Blick auf die Thematik zu erhalten.

7.4 Zwei Vignetten als Blick in die Zukunft

„Die ursprüngliche Vision für intelligente Tutorsysteme sah leistungsstarke, vielseitige Systeme vor, die umfangreiche Modelle von Schüler*innen und Pädagog*innen nutzen würden, um komplexe Lerninteraktionen zu schaffen. Die heute in grossem Massstab eingesetzten ITS sind jedoch viel einfacher.“ (eigene Übersetzung; R. Baker, 2016, S. 600)

Die gegenwärtigen Anwendungen und bereits gemachten Fortschritte im Bereich von AIED erreichen die erhofften und häufig theoretisch diskutierten Nutzenpotenziale noch nicht in ihrer Gänze. Somit erscheinen auch prominente Visionen und Dystopien kurz- und mittelfristig unwahrscheinlich, sollen aber als Orientierung für längerfristige Entwicklungen beachtet werden.

Die Vision/Utopie des lebenslangen Lernbegleiters ist in den untersuchten Publikationen omnipräsent und kann als Hauptvision von AIED bezeichnet werden (Du Boulay, 2019; Kreutzer & Sirrenberg, 2020a; Pinkwart, 2016; Richards & Dignum, 2019; Roll & Wylie, 2016). „One can imagine a future in which every learner has her own pedagogical agent – or perhaps a cast of pedagogical agents – that accompanies her from the time she is young through adulthood and on into senescence. Her agents could provide highly customized support, delivered ubiquitously in all of her activities [...] with the lines between education and training blurring and eventually disappearing altogether.“ (Johnson & Lester, 2018, zit. in Richards & Dignum, 2019, S. 2889) Roll und Wylie (2016, S. 595) ergänzen, dass solche lebenslangen Lebensbegleiter auch bei realen Alltagsproblemen unterstützen können und verschiedene Lernformen sowie Kompetenzen abdecken kann. In einer solchen Vision nehmen KI-basierte Systeme gemäss Pinkwart (2016) eine selbstverstärkende Doppelrolle ein: „AIED systems acting as lifelong learning companions (and, thus, life-long collectors of learning data).“ (S. 780)

Eine *dystopische Zukunftsvorstellung*, was durch KI-basierte Systeme im Bildungskontext geschehen könnte, zeichnen Du Boulay (2019, S. 2905). In einer solchen Zukunftsvorstellung verbleiben KI-basierte Systeme in Rollen, die passive Lernende hervorbringt:

„Im schlimmsten Fall sitzen die Schüler*innen den ganzen Tag vor ihren Laptops, wenn auch mit adaptiven Systemen, aber mit unzureichender Einbindung menschlicher Lehrer*innen, unzureichendem sinnvollem Austausch mit Gleichaltrigen und unzureichender Zeit abseits der Bildschirme. [...] Dies impliziert eine Zukunft, in der die Lernenden viele Stunden am Tag vor den Bildschirmen gefangen sind und eine verarmte und entmenschlichte Interaktion zum Nutzen der grossen Technologieunternehmen bieten. [...]

[D]ie Aufgaben sind langweilig, und es ist zu einfach, die Prüfungen zu bestehen oder sogar zu betrügen. [...] Am wichtigsten ist jedoch, dass das gesamte Programm einen Grossteil der menschlichen Interaktion, der Unterstützung durch die Lehrer*innen und der Diskussionen und Debatten mit Gleichaltrigen ausschliesst, die wir benötigen, um unser kritisches Denken zu verbessern.“ (eigene Übersetzung; Tabor, 2018, zit. in Du Boulay, 2019, S. 2905).

Mit dieser Gegenüberstellung einer utopischen und einer dystopischen Zukunftsvorstellung in Bezug auf KI-basierte Systeme im Bildungskontext soll dieses einleitende und übersichtsgenerierende Kapitel zum aktuellen Stand der AIED-Forschung und den für Corporate Learning als besonders relevant erachteten Aspekten geschlossen werden. Der erste Teil des Ergebnisberichts im Rahmen der Literaturstudie hat bereits zentrale Themen rund um AIED und Corporate Learning in Kombination mit KI-basierten Systemen adressiert und erste Einblicke in Anwendungen, Nutzenpotenziale, Gestaltungsmöglichkeiten, aber auch Risiken KI-basierter Systeme geleistet. Dieser Aufbau des Ergebnisberichts wurde gewählt, um den Lesenden eine Heranführung an die Thematik zu bieten. Nachfolgend werden die Kernthemen systematischer aufgearbeitet.

Nachstehend wird das Datenmaterial in Bezug auf die drei Forschungsfragen dieser Studie hin untersucht. Als Erstes wird die Bearbeitung der Forschungsfrage 1 in den Fokus genommen. Ziel der nächsten Erarbeitungen ist, eine Anwendungsübersicht und die dazugehörigen Nutzenpotenziale sowie zentrale Risiken und Befürchtungen aufzuzeigen, die mit KI-basierten Systemen im Bildungs- und Corporate-Learning-Kontext verbunden werden. Anschliessend folgt anhand der Untersuchung des Zusammenspiels von Mensch und Maschine im AIED-Kontext eine Vertiefung zur Forschungsfrage 3. Dazwischen wird zudem aufgearbeitet, welche Faktoren den Fortschritt KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning prägen, und folglich erklärt, weshalb andere Branchen bereits weiter fortgeschritten und die identifizierten Nutzenpotenziale noch nicht in ihrer Gänze umgesetzt sind.

7.5 KI-basierte Systeme im Kontext von Corporate Learning

Dieses Unterkapitel befasst sich mit der Untersuchung verschiedener KI-basierter Systeme, die sich im Kontext von Corporate Learning als Anwendung eignen könnten. Gemeinsam mit den Ausführungen zu den Nutzenpotenzialen, die im Kontext von Corporate Learning diskutiert werden, bilden die Ergebnisse dieses Unterkapitels den Kern zur Beantwortung von Forschungsfrage 1. Da sich KI-basierte Systeme aus unterschiedlich vielen Funktionen und Algorithmen zusammensetzen, als Einzellösungen oder

Multi-Agenten-Lösungen gestaltet sein können und auch Lernprozesse aus verschiedenen Lernphasen, Lernformen und Beteiligten bestehen können, ist es nicht möglich, eine vollständige Aufzählung über alle denkbaren Einsatzgebiete und KI-basierten Systemen zu erstellen. Die Analyse zu KI-basierten Anwendungen im Kontext von Corporate Learning ist wie folgt aufgebaut:

- **Marktanalyse:** Welche KI-basierten Systeme sind (Stand Sommer 2021) auf dem Markt auffindbar?
- **Trends in der AIED-Forschung:** Welche Entwicklungslinien zeichnen sich ab?
- Erstellung der **Anwendungsübersicht**, die nach Prozessschritten und Leistungsportfolio-Elementen von Corporate Learning gegliedert ist. Als Informationsquellen dienen die Marktanalyse, die systematisch untersuchte Literatur, zusätzliche einschlägige Praxisliteratur, die Experteninterviews sowie die Fallstudienuntersuchung.

Die folgende Analyse zeichnet sich dadurch aus, dass sie gezielt für den Corporate-Learning-Kontext durchgeführt wird und entsprechend informelles sowie formelles Lernen und arbeitsintegriertes Lernen berücksichtigt. Dies stellt eine Ausweitung des Forschungsfelds dar, das bisher im Wesentlichen hinsichtlich der AIED-Literatur untersucht wurde. Begonnen wird mit der Beschreibung der Erkenntnisse aus der Marktanalyse.

7.5.1 Auf dem Markt verfügbare KI-basierte Systeme

Die untersuchte Literatur offenbart eine Fülle an KI-Anwendungen im untersuchten Kontext (Personalentwicklung, Corporate Learning, Erwachsenenbildung, Higher Education). Verschiedene Beispiele auf bereits auf dem Markt verfügbaren Anwendungen bieten beispielsweise Ahmad et al. (2020), Bersin (2021), mmb Institut, DFKI und DIPF (2021) oder Pedró et al. (2019). Es existieren einige wenige KI-basierte Anwendungen im Bildungskontext, die sich in gewissen Regionen in der Breite zeigen und vielzitiert sind. Dies deckt sich auch mit der Feststellung von Renz et al. (2020): „In addition, there are only a few application examples which are cited repeatedly in current publications.“ (S. 26) Als eines der eindrucklichsten Beispiele, die den Fortschritt von AIED in den vergangenen Jahren massgeblich mitgeprägt haben, nennen Dhawan und Batra (2021, S. 14) sowie Popenici und Kerr (2017, S. 9) *Jill Watson*, eine KI-basierte virtuelle Lehrassistentz. Weitere prominente Beispiele sind Squirrel.AI (in China) oder Bettermarks, ALEKS, ASSISTments, Carnegie Cognitive Tutor, Knewton oder SQL-Tutor (alle in den USA) (R. Baker, 2016, S. 601; Kreutzer & Sirrenberg, 2020a, S. 180). Allerdings

haben auch diese Anwendungen bisher nicht international skaliert. Zudem sind die bekannten AIED-Beispiele mehrheitlich im schulischen Kontext und weniger im Kontext von Corporate Learning angesiedelt. Dies spiegelt das Zitat von Zawacki-Richter et al. (2019) wider: „However, on a broader scale, educators have just started to explore the potential pedagogical opportunities that AI applications afford for supporting learners during the student life cycle.“ (S. 2) Die in dieser Forschungsarbeit durchgeführte Marktanalyse (siehe Anhang 10: Marktanalyse), die auf Corporate-Learning-Anwendungen ausgerichtet ist, veranschaulicht, dass durchaus verschiedene Ansätze und Angebote an der Schnittstelle von Corporate Learning und KI-basierten Systemen existieren, auch wenn sie in wissenschaftlichen Publikationen erst spärlich Einzug gehalten haben. Gleichwohl sind die Erfahrungen und Anwendungen daher noch wenige Jahre jung und erst fragmentiert in einzelnen Unternehmen zu finden. KI-basierte Systeme gehören bei Weitem noch nicht zum Standard einer Corporate-Learning-Abteilung. Das gleiche Defizit lässt sich in der einschlägigen wissenschaftlichen Personalentwicklungsliteratur ausmachen. In der wissenschaftlichen Literatur zur Personalentwicklung konnten keine KI-basierten Anwendungen identifiziert werden, die bereits flächendeckend im Einsatz sind. Laut der Autorenschaft, die sich mit dem aktuellen EdTech-Markt befasst, sind erst wenige Leuchtturmprojekte und noch keine flächendeckenden Einsätze, insbesondere im deutschsprachigen Raum, auszumachen (Keller et al., 2019, S. 16; Renz et al., 2020, S. 24; Zaidi, Beadle & Hannah, 2018, S. 82–85). Der State of the Art entspricht somit noch nicht dem State of the Actual, wie es Hrastinski et al. (2019, S. 429) formulieren. Als fortschrittliche Corporate-Learning-Anwendungen werden Duolingo oder Lösungen von IBM erwähnt (Kreutzer & Sirrenberg, 2020a, S. 180; Tambe et al., 2019, S. 20). Darüber hinaus erscheinen auf dem aktuellen EdTech-Markt mit Fokus auf Corporate Learning KI-basierte Systeme wie Learning-Experience-Plattformen, Talent Marketplaces, adaptive Lernsysteme zum Erlernen spezifischer Inhalte wie beispielsweise Sprachen, KI-basierte Coaching-Lösungen und Learning-Reinforcement-Lösungen als zentrale Anwendungen. Weitere Aussagen zum EdTech-Markt und die identifizierten Anwendungen in der Marktanalyse können im Anhang eingesehen werden. Die Marktanalyse wurde mit dem Hauptziel der Fallstudienakquise im Corporate-Learning-Kontext durchgeführt und dient als Informationsquelle für die Anwendungsübersicht. Als weitere Informationsquelle für die Anwendungsübersicht und um besser zu verstehen, wie sich die Weiterentwicklung des Felds der KI-basierten Systeme im Bildungskontext gestaltet, wurde die Literatur zudem systematisch auf Trends untersucht. Diese werden nachfolgend eingebracht, bevor die Anwendungsübersicht erstellt wird.

7.5.2 Trends in der AIED-Forschung

Dillenbourg (2016) erläutert in seinem Beitrag, welche Entwicklungslinien sich in der AIED-Forschung zeigen und mit grosser Wahrscheinlichkeit weitergeführt werden.⁹

Tabelle 30: Evolution von AIED, sechs Entwicklungslinien
(eigene Darstellung in Anlehnung an Dillenbourg, 2016)

Trend 1: More physical Der Einbezug physischen und digitaler Elemente sowie die Betrachtung ganzer Lernräume und intelligenter Lernobjekte ergänzen die herkömmliche Trilogie von Lerner-, Domänen- und Tutoring-Modellen. Physische Objekte oder Ereignisse können dabei in die digitale Welt und umgekehrt digitale Objekte in die physische Umgebung integriert werden. Beispielbereiche, die dies ermöglichen, sind Hologramme oder Internet of Things (IoT) und führen zu neuen Anwendungsgebieten sowie Lehr- und Lernmöglichkeiten in Kombination mit KI-basierten Systemen. „Mit anderen Worten: Während AIED ursprünglich darauf abzielte, den Inhalt und den Lernenden zu modellieren, besteht eine Herausforderung für die Zukunft von AIED darin, Bildungsräume zu modellieren, d. h. den physischen Raum und die verschiedenen Akteure, die diesen Raum nutzen, um die Bildung effektiver zu gestalten.“ (eigene Übersetzung; Dillenbourg, 2016, S. 548)
Trend 2: Less semantic Basierend auf grösseren Datenmengen können neue Erkenntnisse gewonnen und vermehrt Machine Learning und Deep Learning für Bildungszwecke eingesetzt werden. Dadurch werden neben weiterhin regel- und skriptbasierten sowie semantischen Anwendungen zur Modellierung von Lerner-, Domänen- und Tutoring-Modellen vermehrt probabilistische Ansätze genutzt. Diese bedingen neue Möglichkeiten, Annahmen und Erkenntnisse. Als Beispiel werden Bayessche Netze genannt. Eine Herausforderung für die Zukunft von AIED ist die Integration mehrerer Abstraktionsebenen von Rohsignalen bis hin zu Domänen-Ontologien, die in mehrschichtige Algorithmen aufgenommen werden.
Trend 3: More social Ähnlich wie die Verschmelzung digitaler und physischer Elemente werden auch individuelles und soziales Lernen vermehrt verschmelzen. Funktionen, die individuelles Lernen unterstützen, und solche, die soziale Lernprozesse fördern, sollen vermehrt in eine Lernumgebung und Lernprozesse integriert werden. Eine Herausforderung ist daher die Entwicklung von Computermodellen, in denen die individuellen und sozialen Aspekte der menschlichen Kognition oder auch Affektion bei jeder Lernaktivität berücksichtigt werden.
Trend 4: Less Design

⁹ Auch wenn die Quelle bereits sechs Jahre alt ist und das Thema AIED schnelllebig ist, wird sie aufgrund ihrer Inhalte dennoch als aussagekräftig und aktuell beurteilt und deswegen zentral präsentiert.

Mit weniger Design ist der Trend gemeint, von starren Lernpfaden abzuweichen und stattdessen verschiedene Wege zum Ziel zu ermöglichen und dabei zu unterstützen. Lernprozesse werden dadurch individueller und lernwirksamer.

Trend 5: More Open

Die Offenheit zeigt sich in verschiedenen Dimensionen: Offenheit im Sinne von freiem Zugang (wie bei MOOCs), im Sinne von Open Source, im Sinne von Offenheit für Beiträge der Teilnehmenden (nicht alle Inhalte werden vom*von der Designer*in bereitgestellt, wie es früher der Fall war) und im Sinne einer offenen Architektur (z. B. RSS-Feeds, die Informationen aus verschiedenen Quellen in Lernumgebungen einbringen). Auch wird die AIED-Forschungsdisziplin noch interdisziplinärer und somit offener. Als Zielbild werden reichhaltige offene digitale Lernökosysteme genannt.

Trend 6: More Teachers

AIED-Forschende sind von der Relevanz menschlicher Lehrkräfte in formellen Lehr- und Lernkontexten überzeugt. Es gilt, diese Zielgruppe besser in die Technologie-Entwicklungen einzubinden, um durch die Kombination von Mensch und Maschine die Schulbildung zu optimieren. Die häufig ineffektive formelle Bildung ist effektiver zu gestalten. Dort, wo nicht ausreichend Lehrkräfte zur Verfügung stehen, sollen Lösungen entwickelt werden, die es erlauben, Bildung zu skalieren. Auch informelles Lernen hat in den vergangenen 15 Jahren der AIED-Forschung einen Stellenwert erhalten. Allerdings lag in der AIED-Forschungs-Community wenig Augenmerk auf der Zielgruppe ausgebildeter Erwachsener und somit Corporate Learning. Dies wird als neue Entwicklungslinie positioniert und erfährt im Zusammenhang mit lebenslangem Lernen erhöhte Relevanz.

Neben den von Dillenbourg (2016) dargelegten Entwicklungslinien in der AIED-Forschung sind in der Literaturanalyse zusätzliche Aspekte identifiziert worden, die von anderen Autor*innen als bedeutsam eingeschätzt werden:

- *Vermehrtes Aufkommen von Wearable Devices*: Die technologischen Fortschritte im Bereich von Sensoren und IoT sowie die Möglichkeiten von Algorithmen, diese Datenmengen auszuwerten, bezeichnen Xie et al. (2019, S. 13) als bedeutende Gründe, weshalb die Beliebtheit und Erforschung von Wearable Devices und anderen mit Sensoren bestückten Objekten in Bezug auf den Einsatz KI-basierter Systeme, speziell mit dem Ziel der Personalisierung und Adaption, an Relevanz zunehmen werden.
- *Lebenslanges Lernen und Ökosysteme statt isolierte Schul- und Weiterbildungen*: Während Experimente zu und Anwendungen aktueller KI-basierter Systeme oft isoliert stattfinden und auf einen Anwendungsfall begrenzt sind, wird als eine weitere Entwicklungslinie das vermehrte Gestalten in Richtung von Ökosystemen gesehen, in dem verschiedene Funktionen, Systeme, Datenströme und Akteur*innen verknüpft werden. Dazu gehören auch Systeme und Informationen ausserhalb des eigentlichen Bildungsbereichs, beispielsweise der Einbezug von

Daten aus Social Media oder Arbeitsumgebungen. Zudem erweitert sich die Perspektive vom Schulsystem auf das erweiterte Bildungssystem und nimmt vermehrt die Perspektive des lebenslangen Lernens und des erweiterten Kontexts von Lernenden ein. Diese Tendenzen erscheinen kurzfristig nicht vollständig umsetzbar, sind aber Visionen und Leitgedanken, derer sich die AIED-Forschung vermehrt annimmt (Kumar, Rohit, Kim & Jihie, 2014, S. 1; Richards und Dignum (2019, 2889, 2891); Xie et al., 2019, S. 14).

- *Ausweitung der Anwendungsfelder auf anspruchsvollere Themen:* Auch wenn KI-basierte Systeme bislang hauptsächlich im Bereich von Fachwissen (STEM, Sprachen) Fortschritte erzielen konnten, wird eine weitere Entwicklungslinie als relevant bezeichnet und bereits adressiert skizziert. Roll und Wylie (2016, S. 589) sowie Xie et al. (2019, S. 14) gehen davon aus, dass sich das Forschungsinteresse vermehrt in Richtung Selbstregulierung, kollaborativer Lernprozesse und Motivationsaspekte bewegt und vermehrt Future Skills wie Kommunikations- oder Lernkompetenzen und weitere Kompetenzen ins Zentrum rücken, und zwar nicht nur für die Zielgruppe von Schüler*innen und Student*innen, sondern auch im Bereich des Erwachsenenlernens.
- *Auf Lernen ausgerichtete Maschinen und Anwendungen, insbesondere Roboter:* Die bisher genutzten Hardware-Komponenten KI-basierter Systeme waren meist bereits aufgrund anderer Anwendungszwecke vorhanden und wurden nicht extra für AIED entworfen. Dazu gehören Computer, Tablets oder das Smartphone. Timms (2016, S. 701) zeigt die Entwicklungslinie auf, dass künftig Hardware wie beispielsweise Roboter spezifisch für den AIED-Kontext entworfen und entwickelt werden. Ferner sieht der Autor eine generell zunehmende Bedeutung in Bezug auf Roboter für verschiedene Lebensbereiche und folglich auch für den AIED-Bereich. Der Fortschritt wird insbesondere durch abnehmende Kosten für solche Systeme begünstigt.

Dillenbourg (2016, S. 557) schliesst mit der Thematisierung eines Meta-Trends, der aus seiner Sicht den Stand der Forschung und ein bekanntes Phänomen treffend beschreibt. So münden neue Trends häufig in ein Extrem, bevor neue und ältere Erkenntnisse sowie Herangehensweisen mit der Zeit in einer sinnvollen Balance zusammenwachsen. Verschiedene Ansätze, etwa formelles oder informelles Lernen, oder neuartige KI-basierte Systeme vs. bewährte Lernlösungen ohne KI werden zunächst als sich gegenseitig ausschliessend wahrgenommen, dann aber aufgrund ihrer Komplementarität integriert und so zu einer zielführenden Lösung verbunden. Dies bedingt Zeit und Erfahrung, wie es Dillenbourg (2016) zusammenfasst: „Wisdom comes with time.“ (S. 557)

Ob sich die Weiterentwicklung von KI im Kontext von Corporate Learning und allgemein im Bildungskontext evolutionär oder disruptiv verhält, erweist sich in der Literaturanalyse als unklar. Während einige Autor*innen in Richtung der Evolution argumentieren (Pinkwart, 2016, S. 772; Timms, 2016, S. 711), gehen andere davon aus, dass es sich je nach Themenfeld um Evolution oder Revolution handeln könnte (Roll & Wylie, 2016, S. 582). Zawacki-Richter et al. (2019, S. 20) weisen darauf hin, dass die vollen Konsequenzen der KI und deren Weiterentwicklung mit Blick auf die Bildung nicht vorhersagbar sind, höchstens gewisse Entwicklungslinien. Neben der Frage nach Evolution oder Disruption ist ebenfalls unklar, was sich genau wie schnell und in welcher Breite durchsetzen wird (Keller et al., 2019, S. 19). Diese Unklarheit ist darauf zurückzuführen, dass es sich beim Thema KI in Kombination mit Bildung und Personalentwicklung um ein komplexes Themenfeld handelt, das sich dynamisch entwickelt und somit ein ‚moving target‘ ist. Auch ist der Erfolg gewisser Lösungen abhängig vom kulturellen Kontext, was eine beliebige Skalierbarkeit verunmöglicht (Pinkwart, 2016, S. 779; Renz et al., 2020, S. 26). Weiter tragen die uneinheitlichen Begriffsverständnisse zu KI und der Aspekt, dass nicht alle Entwicklungen öffentlich gemacht werden, zu den Prognoseunsicherheiten bei. Dass das Thema trotz der Unsicherheiten grundsätzlich relevant und im Bildungskontext auf der Forschungsagenda bleiben wird, davon gehen beispielsweise Zawacki-Richter et al. (2019, S. 20) aus. Die Autorenschaft spricht von den nächsten 20 Jahren, in denen das KI-Thema die Bildungswelt beschäftigen wird. Bezogen auf den Zeitaspekt fokussiert sich diese Forschungsarbeit auf Anwendungen KI-basierter Systeme, deren Nutzenpotenziale und Auswirkungen im Kontext von Corporate Learning kurz- bis mittelfristig realistisch erscheinen. Einschätzungen, wie sich das Thema der KI-basierten Systeme spezifisch im Kontext von Corporate Learning entwickelt, wurden in der Fallstudienuntersuchung erfragt und können in den Unterkapiteln der Einzelfallanalysen mit dem Titel ‘Vision and outlook’ nachgelesen werden. Die Erkenntnisse hierzu sowie die bereits im Einsatz befindlichen KI-basierten Systeme werden in die nachfolgende Anwendungsübersicht ebenfalls aufgenommen.

7.5.3 Anwendungsübersicht KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning

Nachfolgend wird eine Auslegeordnung zu heute bereits möglichen und realistisch erscheinenden sowie bereits diskutierten Anwendungen KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning erarbeitet. Es handelt sich zum einen um eine Zusammenfassung der in der AIED-Literatur identifizierten Anwendungsbeispiele, die auf den Corporate-Learning-Kontext übertragen werden können. Zum anderen greift die

Anwendungsübersicht die in der Marktanalyse (siehe Anhang 10: Marktanalyse), in der ausgewählten Praxisliteratur (siehe Anhang 11: Übersicht ergänzende Praxis-Literatur), in der Fallstudienuntersuchung in Kapitel 8 und in den Experteninterviews in Kapitel 6 eruierten Anwendungen auf. Die Anwendungsübersicht hat mithin einerseits einen zusammenfassenden Charakter und bietet andererseits eine Erweiterung der AIED-Literatur durch den gezielten Fokus auf den Kontext von Corporate Learning. Wie festgestellt wurde, liefert das untersuchte Datenmaterial im Rahmen der systematischen Literaturanalyse noch zu wenige Hinweise, wie KI-basierte Systeme in den Prozessschritten und Elementen des Leistungsportfolios von Corporate Learning zum Einsatz kommen können. Die systematische Aufarbeitung an heute bereits möglichen und denkbaren KI-basierten Systemen für das gesamte Leistungsportfolio von Corporate Learning leistet somit eine Erweiterung des aktuellen Wissensstands zum Thema ‚Anwendungen KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning‘. Um die Anwendungsübersicht übersichtlich und prägnant zu gestalten, wird bei der Aufbereitung auf zwei Hauptaspekte geachtet:

- Gliederung nach den Prozessschritten und Elementen des Leistungsportfolios von Corporate Learning, die innerhalb des theoretischen Bezugsrahmens erarbeitet wurden.

Begründung: Es wurde entschieden, die Task-Seite ins Zentrum der Darstellung und der Überlegungen zu rücken und für die Herleitung der Anwendungen nicht verschiedene Technologien als Ausgangspunkt zu wählen. Die gewählte Herangehensweise soll den Business-Pull statt den Technology-Push in den Vordergrund rücken. Ausserdem können so die Problemstellungen und Eigenheiten von Corporate Learning besser erkannt und diskutiert werden. Gleichwohl würde der Ausgangspunkt der Technologies vermutlich zu disruptiveren Lösungen führen. Eine solche Herangehensweise könnte sich zusätzlich lohnen. Für diese Forschungsarbeit und das Forschungsziel, heute mögliche und mittelfristig denkbare Anwendungen zu untersuchen, wird die gewählte Herangehensweise als geeignet erachtet und eine disruptive Betrachtung als Forschungsdesiderat platziert.

- Augenmerk auf die L&D-Professionals als Hauptanspruchsgruppe KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning

*Begründung: Angelehnt an Autor*innen, die die Einordnung verschiedener KI-basierter Systeme nach den Anspruchsgruppen gliedern, wird dies auch in dieser Forschungsarbeit als zielführender Weg erachtet (T. Baker & Smith, 2019; Holmes et al., 2019). Dabei ist zu berücksichtigen, dass die Forschungsarbeit primär auf die Perspektive von und Rollen der L&D-Professionals ausgerichtet und die*

*nachfolgende Anwendungsübersicht entsprechend aufgesetzt ist. Die Nennungen aus dem AIED-Kontext wurden auf den Corporate-Learning-Kontext übertragen und entsprechend umformuliert. Statt Schüler*innen sind beispielsweise Mitarbeitende/Lerner*innen Nutzer*innen der Lernlösungen und statt Lehrenden und administrativem Personal stehen die verschiedenen Rollen von L&D-Professionals im Zentrum.*

Bei der nachfolgenden Anwendungsübersicht steht keine detaillierte Beschreibung von Anwendungen im Vordergrund, sondern eine prägnante Übersicht. Auch wenn die Ambition verfolgt wird, eine möglichst breite Übersicht an aktuell bereits möglichen oder realistisch denkbaren Anwendungen KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning zu schaffen, kann aufgrund der Multifacettiertheit, Breite, Schnelllebigkeit sowie Intransparenz des Themas keine Vollständigkeit der Aufzählung gewährleistet werden. Es geht vielmehr darum, Muster sowie Typologien zu erkennen, und weniger darum, konkrete Anwendungsbeispiele zu beleuchten. Ziel ist, pro Prozessschritt und Leistungsportfolio-Element aussagekräftige Anwendungstypen für den Einsatz KI-basierter Anwendungen aufzuzeigen, die sich für die dort anfallenden Tasks eignen und denen besondere Nutzenpotenziale zugesprochen werden. Damit trotzdem für bestimmte Anwendungen ein Tiefgang erreicht werden kann, was zu einem besseren Verständnis KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning verhilft, erfolgt eine detaillierte Beschreibung von drei konkreten Anwendungsfällen im Rahmen der Fallstudienuntersuchung in Kapitel 8. So kann dem Anspruch nachgekommen werden, einen vertieften Einblick in KI-basierte Systeme zu geben und die Funktionsweise sowie Herausforderungen, Auswirkungen und Erfolgsfaktoren besser zu veranschaulichen. Die drei in der Fallstudienuntersuchung aufgegriffenen KI-basierten Systeme sind eine KI-basierte Learning-Experience-Plattform, ein adaptives Lernsystem und eine KI-basierte Augmented-Coaching-Lösung. Ferner werden die beiden Anwendungen Learning-Reinforcement-System und adaptives Assessment thematisiert, da sie bei den untersuchten Unternehmen ebenfalls im Einsatz sind.

Die nachfolgende Anwendungsübersicht ist als Ausgangspunkt und Orientierungshilfe für Entscheidungsträger*innen und Forschende im Kontext von Corporate Learning angedacht und kann jederzeit erweitert sowie geschärft werden. Die Beispiele sind nicht klar voneinander abgegrenzt. Verschiedene Formen adaptiver Lernsysteme können beispielsweise für formelles Lernen, aber auch für selbstgesteuertes Lernen eingesetzt werden. Hier werden jeweils Schwerpunkte gesetzt und es wird auf Wiederholungen verzichtet. Es wird darauf verzichtet, zu unterscheiden, welche Beispiele heute schon konkret im Einsatz sind und welche als realistisch erscheinen, aber noch keinen Einzug in

die Corporate-Learning-Praxis gehalten haben, da aufgrund der Schnellebigkeit und teilweise fehlenden Transparenz dieses Aspekts keine verlässliche Aussage getätigt werden kann. Entsprechend erscheint ausschlaggebend, dass es sich bei allen Beispielen um grundsätzlich realistische Einsätze im Rahmen von schwacher KI und dem Verständnis von modern AI handelt. Nachfolgend werden die Ergebnisse der Analysen zusammengetragen und die daraus resultierte Anwendungsübersicht präsentiert.

Bedarfsklärung, Diagnostik und Lernzielsetzung

Anwendungen: adaptive Assessments, Ist-/Soll-Analysen, Profiling- und Prediction-Arten

Profiling: Analyse von Mitarbeiterkompetenzen, Bedarfsanalysen, Berechnung von Lücken und Ermittlung des Aus- und Weiterbildungsbedarfs, Eigenschaften, Engagement, Jobanalysen, Lernschwächen, Lerntypen/Lernmuster, Lernvorlieben/Lernpräferenzen, Merkmale von L&D-Professionals (Trainingsstil, Persönlichkeitstyp, Fachwissen, Berufserfahrung usw.), Persönlichkeitsbeurteilungen und Profilbildungen, Verhalten

Prediction: Eignungsprognosen, Erfolgsprognosen, Frühwarnsysteme, Leistungsprognosen (engl. performance predictions), Vorhersage der aktiven Nutzungszeit von bspw. Videokomponenten in einem Massive open online Course (MooC), Vorhersage von Lern- und Kompetenzbedarfen, Ermittlung des Lern- und Kompetenzbedarfs einer bestimmten Kategorie von Mitarbeitenden, Vorhersage von Lernpräferenzen, Vorhersage von Kompetenz- und Wissensniveaus, um Profile von Lernenden zu erstellen für eine anschließend passgenauere Unterstützung, Vorhersage leistungsstarker/-schwacher Mitarbeitenden/Lernenden

Typische KI-basierte Systeme: adaptive Assessments, KI-basierte Prognosen, verschiedene Formen digitaler screen-based KI-basierter Systeme/namenlose KI-basierte Systeme

Die Analyse zu bereits im Einsatz stehenden oder mit schwacher KI realistisch erscheinenden Anwendungen im Bereich der Bedarfsklärung, Diagnostik und Lernzielsetzung zeigt zum einen verschiedene Arten von Analysen zu unterschiedlichen Anwendungszwecken, aber auch daraus entstehende Prognosen, die wiederum für konkrete Handlungen von Seiten der L&D-Professionals dienen. Als besondere Nutzenpotenziale im Rahmen von Bedarfsklärung, Diagnostik und Lernzielsetzung erscheinen Effizienzgewinne durch adaptive Assessments, aber auch verbesserte/neue Einsichten durch neue Datenzugangspunkte, die an unterschiedlichen Stellen und Messzeitpunkten bei gleichzeitiger Minderung menschlicher Verzerrungen eruiert werden können, zentral. Zudem ermöglichen KI-basierte Systeme eine bessere Ausrichtung von Instrumenten an neuesten Erkenntnissen der Wissenschaft, beispielsweise durch die Anlehnung an die Neurowissenschaft, sowie folglich eine höhere Effektivität, die verknüpft und skaliert werden kann.

Die Daten, die durch KI-basierte Anwendungen im Bereich von Bedarfsklärung, Diagnostik und Lernzielsetzung gewonnen werden können, eignen sich unter Umständen für eine Weiterverwendung in anderen Prozessschritten und Leistungsportfolio-Elementen von Corporate Learning. So könnte eine Anwendung in Diagnostik zusätzlichen

Mehrwert sowie Daten für ein adaptives Lernsystem oder Empfehlungssysteme bieten. Assessments mit Feedback in Echtzeit und möglicherweise sogar kontinuierlich und nah am Arbeitsalltag verkörpern eine Vorstellung, die mit KI-basierten Systemen erreicht werden könnte.

Folgende grundlegenden Muster zu KI-basierten Systemen im Prozessschritt *Bedarfsklärung, Diagnostik und Lernzielsetzung* konnten identifiziert werden. Sie können auch in Kombination auftreten:

- Punktueller vs. kontinuierlicher Einsatz: Im Bereich des punktuellen Einsatzes werden beispielsweise KI-basierte adaptive Assessments zu Beginn eines Coaching-Prozesses eingesetzt, während eine kontinuierliche Analyse von Lernfortschritten oder Arbeitsschritten zu verschiedenen Zeitpunkten auftritt.
- Offensichtliche (z. B. mit strukturierten Eingaben) Erhebung vs. ubiquitäre Erhebung: Während bei einer offensichtlichen Erhebung Informationen von Mitarbeitenden abgefragt werden, werden bei ubiquitären Varianten im Hintergrund von Lern- oder Arbeitsaktivitäten Daten erhoben. Als Beispiele dafür gelten schriftliche oder mündliche Konversationen, die Bedienung von Systemen oder die Nutzung gewisser Dokumente. So kann eine kontinuierliche und ubiquitäre Analyse von Mitarbeitenden ermöglicht werden. Diese Form lässt sich beispielsweise auch mit Performance-Support-Funktionalitäten kombinieren, die unter *Erweiterte Trainings- und Leistungshilfen/Lernen im Prozess der Arbeit/Performance-Support* (siehe später in dieser Anwendungsübersicht) weiter ausgeführt werden. Die ubiquitäre Erhebung von Daten und der Arbeit mit diesen wird als Trend diskutiert, bringt jedoch insbesondere in Bezug auf Datenschutzbestimmungen und die Akzeptanz von Nutzer*innen Herausforderungen mit sich.
- Grundsätzlich können summative und formative Beurteilungen durch KI-basierte Systeme vorgenommen werden. Das Feld scheint sich indes von einer summativen Leistungsmessung zu einer kontinuierlichen formativen Messung zu entwickeln, was auch eine zeitnähere und arbeitsplatznähere individuelle Kompetenzentwicklung ermöglicht.
- Ein besonderer Typus KI-basierter Anwendungen im Bereich von Bedarfsklärung, Diagnostik und Lernzielsetzung sind KI-basierte adaptive Assessments. Hier werden umfassende Assessments auf die jeweiligen Mitarbeitenden personalisiert und entsprechend gekürzt oder ausführlich gestaltet. So kann Zeit eingespart werden bei gleichzeitig qualitativ aussagekräftigen Resultaten. Im Gegensatz zu adaptiven KI-basierten Assessments existiert auch die Variante, dass

- die Datenerhebung für alle Mitarbeitenden identisch abläuft, aber die daraus folgenden Vorhersagen oder Aktionen anders ausgeprägt und personalisiert werden.
- Eine andere Art der Analyse des Ist-Zustands von Lernenden oder ganzen Kohorten wird in der Erstellung sogenannter Maps gesehen. Diese verwenden Ontologien zur Visualisierung von Wissensschemata, um Wissensstände oder Zusammenhänge verschiedener Konzepte aufzuzeigen. Darauf basierend können beispielsweise L&D-Professionals Wissens- oder Kompetenzlücken feststellen.
 - Ein weiteres Muster liegt in der Stärke der Automatisierung. Während Anwendungen denkbar sind, die aufgrund der Assessment-Resultate direkt Feedback oder Handlungsmaßnahmen an die Mitarbeitenden zurückspielen und stark an einen Self-Service-Gedanken angelehnt sind, werden zum heutigen Zeitpunkt in vielen Fällen die KI-generierten Erkenntnisse an L&D-Professionals oder andere Anspruchsgruppen zurückgespielt die darauf basierend angemessene Massnahmen ableiten und umsetzen.
 - In Bezug auf den Anwendungszweck lassen sich drei Typen unterscheiden: Profiling oder das Aufdecken von Kompetenzlücken, das Treffen von Vorhersagen/Prediction sowie Warnsysteme in Echtzeit. Die folgende Tabelle fasst Nennungen zu Profiling und Prediction zusammen.

Tabelle 31: Profiling und Prediction im Kontext von Corporate Learning
(eigene Darstellung)

Profilbildungen/Profiling	Vorhersagen/Prediction
– Analyse von Mitarbeiterkompetenzen – Bedarfsanalysen – Berechnung von Lücken und Ermittlung des Schulungsbedarfs auf der Grundlage der Relevanz – Eigenschaften – Engagement – Jobanalysen – Lernschwächen – Lernstandsmessung – Lerntypen/Lernmuster – Lernvorlieben/Lernpräferenzen – Merkmale von L&D-Professionals (Trainingsstil, Persönlichkeitstyp, Fachwissen, Berufserfahrung usw.) – Persönlichkeitsbeurteilungen – Verhalten – etc.	– Eignungsprognosen – Erfolgsprognosen – Frühwarnsysteme, direkt an Mitarbeitende oder an L&D-Professionals – Leistungsprognosen/Performance predictions – Vorhersage der aktiven Nutzungszeit der Videokomponenten in einem MooC – Vorhersage künftiger Lern- und Kompetenzbedarfe/Ermittlung des Lern- und Kompetenzbedarfs für eine ausgewählte Kategorie von Mitarbeitenden – Vorhersage von Lernpräferenzen und Kompetenz- und Wissensniveaus, um Profile von Lernenden zu erstellen, um anschliessend besser unterstützen zu können. – Vorhersage leistungsschwacher/-starker Mitarbeitenden/Lernenden – etc.

Die Analyse zu Bedarfsklärung, Diagnostik und Lernzielsetzung zeigt zudem, dass zum einen ein verbessertes Aufzeigen des Ist-Zustands KI-basierter Systeme möglich ist, aber auch die Eruiierung von Soll-Zuständen. KI-basierte Systeme erlauben es, die verschiedenen Profiling- und Prediction-Arten zu verknüpfen und beispielsweise aus sich verändernden Jobprofilen Kompetenzen zu ermitteln, die für eine*n Mitarbeitende*n aufgrund seiner*ihrer Interessen und seines*ihres Wissensstands relevant sind. Auch ist möglich, verschiedene Jobprofile und Kompetenzprofile auf Gemeinsamkeiten und Unterschiede zu untersuchen und hieraus entsprechende Massnahmen abzuleiten. Die Lückenschliessung zwischen Ist- und Sollzustand kann dann entweder mit KI-losen Personalentwicklungsmassnahmen geschlossen werden oder es kommen weitere KI-basierte Anwendungen zum Einsatz. Solche Möglichkeiten folgen in den Ausführungen zu den weiteren Corporate-Learning-Prozessschritten und -Elementen des Leistungsportfolios.

Warnsysteme können zum Einsatz kommen, um L&D-Professionals oder Mitarbeitende selbst über auffällige Muster zu informieren.

Als Nächstes wird auf die Potenziale KI-basierter Systeme im Prozessschritt *Konzeption und Erstellung von Lernangeboten* eingegangen.

Konzeption und Erstellung von Lernangeboten

Anwendungen: Übersetzungen von Lerninhalten (Text oder Sprache), (Teil-)automatisiertes Erstellen von Lerninhalten, Anpassung der Form des Inhalts auf die jeweiligen Lernpräferenzen, Aktualisierung und Überarbeitung von Lernangeboten, Verschlagwortung/Indexierung/Tagging, Hinweise für wirkungsvollere Lernangebote zu Händen von L&D-Professionals, Erstellung neuartiger Lernmaterialien

Typische KI-basierte Systeme: Empfehlungssysteme, Klassifizierungssysteme, Sprach-, Bild- und Textgenerierung, verschiedene Formen digitaler screen-based KI-basierter Systeme/namenlose KI-basierte Systeme

Folgende KI-basierte Anwendungen im Bereich der Konzeption und Erstellung von Lernangeboten konnten im untersuchten Datenmaterial gefunden werden:

- Übersetzungen von Lerninhalten (Text oder Sprache) in Echtzeit oder im Rahmen der Erstellung von Angeboten: zum Beispiel durch eine 1:1-Übersetzung von Unterlagen, durch die Erstellung von Untertiteln oder den Einsatz virtueller Tutor*innen in Echtzeit für das, was ein*e Sprecher*in sagt
- (Teil-)automatisiertes Erstellen von Lerninhalten: zum Beispiel die automatische Erstellung von Quiz-Fragen, etwa verschiedene W-Fragen (wer/was/wann/wo/warum), oder die Zusammenstellung massgeschneiderter Lernangebote durch die Kombination oder Dekonstruktion und Neuzusammensetzung bestehender Lernmaterialien zu neuen Lernmaterialien.

- Anpassung der Form des Inhalts auf die jeweiligen Lernpräferenzen: Hier wird das Potenzial gesehen, mithilfe von Automatisierungen KI-basierter Systeme Lerninhalte in verschiedenen Formen zur Verfügung stellen zu können, zum Beispiel durch die Konvertierung von Sprache zu Text oder umgekehrt.
- Aktualisierung und Überarbeitung von Lernangeboten: Durch den Einsatz KI-basierter Systeme werden verschiedene Varianten der Aktualisierung und Überarbeitung von Lerninhalten gesehen, etwa vollautomatisiert oder durch Warnungen und Hinweise an L&D-Professionals, dass notwendige Änderungs-schritte anstehen.
- Verschlagwortung/Indexierung/Tagging: Als Grundlage für KI-basierten Systeme dienen Daten. Je genauer diese bezeichnet und kategorisiert sind, desto mehr Anwendungsmöglichkeiten stehen zur Verfügung. KI-basierte Systeme können für diese Aufgabe eingesetzt werden und entsprechend grosse Mengen an Lerninhalten indexieren. Dies bietet verschiedene Chancen, zum Beispiel die bessere Auffindbarkeit und Kategorisierung von User Generated Content oder Open Educational Resources. Die Verschlagwortung und Indexierung können dabei für verschiedene Materialien wie Videos, Texte oder Bilder zum Einsatz kommen. Je nach Ausrichtung des KI-basierten Systems kann nach verschiedenen Aspekten kodiert und indexiert werden, beispielsweise Schwierigkeitsgrad, Frageart oder Aufgabentyp.
- Hinweise für wirkungsvollere Lernangebote zu Händen von L&D-Professionals, zum Beispiel durch Beobachtung und Vergleich von Lernenden, Lernangeboten und Kohorten, die Analyse von Lehr- und Lernstrategien, die Modellierung von Schwierigkeitsgraden oder durch Vergleich und Optimierung von Lernpfaden. Entsprechend den Erkenntnissen aus den verschiedenen Analysen und Modellierungen können personalisiertere und wirkungsvollere Lernprozesse für Mitarbeitende generiert werden – entweder durch die Maschine, den Menschen oder eine Kombination davon. Hierzu dienen auch Erkenntnisse aus dem Prozessschritt *Bedarfsklärung, Diagnostik und Lernzielsetzung*, um Lernangebote besser auf die Bedürfnisse der Mitarbeitenden oder strategische Bedarfe ausrichten zu können, etwa die kritischen Komponenten eines Ausbildungsprogramms (Art der Durchführung, Ort, Zeitpunkt, Menge, Dauer, Häufigkeit, Tempo) für die Auszubildenden und eine bestimmte Gruppe von Mitarbeitenden.
- Erstellung neuartiger Lernmaterialien: Unter dem Schlagwort ‚Generative Design‘ wird ferner das Anwendungspotenzial gesehen, neue Ansätze für die individuelle Kompetenzentwicklung generieren zu können, zum Beispiel durch die

Erstellung neuartiger Lernmaterialien und didaktischer Konzepte durch KI-basierte Systeme.

Als Muster zu den verschiedenen Anwendungen im Bereich *Konzeption und Erstellung von Lernangeboten* lassen sich folgende herauskristallisieren:

- KI-basierte Systeme in einer beratenden Funktion, anhand derer L&D-Professionals passgenauere und wirkungsvollere Lernangebote erstellen können vs. direkter Einsatz KI-basierter Systeme bei der Generierung von Lernangeboten
- Generierung: Teilkomponenten, ganze Einheiten oder Anregungen für menschlichen Learning Designer*innen
- KI-basierte Systeme zum Zweck der Generierung neuer Lernangebote vs. KI-basierte Systeme zum Zweck der Optimierung bestehender Lernangebote, beispielsweise die Aufbereitung in mehreren Sprachen oder die Kleinteilung bestehender Lernvideos und anderer Materialien
- KI-basierte Systeme zur Optimierung bestehender Lernangebote vs. Herausfinden und Umsetzung neuer Ansätze zur individuellen Kompetenzentwicklung

In diesem Prozessschritt offenbaren sich Automatisierungspotenziale und entsprechend Effizienzgewinne, aber auch Möglichkeiten, vorhandene Lernangebote einer grösseren Menge an Personen zur Verfügung zu stellen, da sie beispielsweise automatisch übersetzt werden können. Als besondere Nutzenpotenziale im Prozessschritt *Konzeption und Erstellung von Lernangeboten* werden neben verschiedenen Vorteilen in Bezug auf Effizienzgewinne im Rahmen von Übersetzungen und Automatisierungen auch die vermehrten schrittweisen Anpassungen und Verbesserungen von Lernangeboten anstatt grosser Überarbeitungen gesehen, da in Echtzeit die Lernverhalten und mögliche Schwierigkeiten beobachtet und entsprechende Massnahmen eingeleitet werden können. Dies kann zu einer Erhöhung der Effektivität führen. Durch Möglichkeiten des Generative Designs werden ferner neue Erkenntnisse respektive Ansätze zur Gestaltung von Lernmaterialien gefunden. Darüber hinaus ist die Tendenz ersichtlich, statt punktueller und aufwändiger Überarbeitungen von Lernangeboten eine schrittweise und kontinuierliche Anpassung aufgrund verschiedener Datenpunkte wie Engagement, Nutzung oder Schwierigkeit diverse Hinweise zu Verbesserungspotenzialen zu erhalten. Sind einzelne Lernangebote erst erstellt, gilt es, diese bekannt zu machen und sie den geeigneten Personen zur Verfügung zu stellen. Dies wird im nächsten Prozessschritt, *Kuratieren und Orientierung*, thematisiert.

Kuratieren und Orientierung

Anwendungen: personalisierte Empfehlungen und Orientierungshilfen zu Lernangeboten, Entwicklungsmöglichkeiten und ganzen Lernpfaden

Typische KI-basierte Systeme: Learning-Experience-Plattformen (LXP), Talent Marketplaces und Matching-Plattformen, die Empfehlungen und Matchings als Hauptfunktionalitäten umfassen, verschiedene Formen digitaler screen-based KI-basierter Systeme/namenlose KI-basierte Systeme

In dieser Kategorie werden Anwendungen analysiert, die insbesondere Empfehlungen aussprechen und den Mitarbeitenden gegenüber Orientierung bieten, was wie erlernt werden könnte. Solche Empfehlungen oder eine an die User*innen angepasste Darstellungen und Orientierungshilfen können Startpunkte individueller Kompetenzentwicklungs- und Lernprozesse sein. Im Bereich des Kuratierens und der Orientierung wird häufig auf Plattformen aus dem Konsumentenmarkt referenziert, zum Beispiel Netflix oder Amazon mit ihren Empfehlungsalgorithmen. Im Kontext von Corporate Learning werden folgende Arten personalisierter Empfehlungen diskutiert:

- Bessere Zuteilung von Lernmöglichkeiten auf User*innen, um Lernziele möglichst gut zu erreichen und Kompetenzlücken gezielt zu schliessen
- Hilfestellungen bei Lernzielformulierungen durch Orientierung, welche Jobprofile oder Kompetenzen für einen Mitarbeitenden, das Unternehmen, eine Branche oder angesichts anderer Merkmale als besonders relevant erscheinen, um einem Individuum zu helfen, die bestmöglichen Lern- und Entwicklungsmöglichkeiten zu finden. Hierfür werden beispielsweise KI-basierte Dashboards eingesetzt.
- Laufbahn- und Karriereberatung: Unterstützung von Mitarbeitenden bei der Suche nach ihrem eigenen optimalen Karriere- und Entwicklungsweg und darauf basierende Empfehlungen und Entscheidungsunterstützungen

Folgende Inhalte werden in Bezug auf Empfehlungssysteme genannt:

- Nächste Kompetenzlevel, Lernziele, Entwicklungsziele
- Jobprofile, Skills, Rollen
- Lerninhalte, Lernmaterialien, Lernangebote, Lernpfade
- Projekte, Entwicklungsaufgaben
- Andere Menschen: Peers, geeignete Coachs, Mentor*innen, Expert*innen oder Trainer*innen

Zwischen und innerhalb der verschiedenen Empfehlungsarten lassen sich verschiedene Muster in der Art des Kuratierens und Orientierung ausmachen:

- Aufzeigen verschiedener Optionen vs. Empfehlung einer konkreten Option

- Eingegrenzte Auswahl an bestimmten Lernangeboten und Lernformen vs. Einer sehr grossen Bandbreite und Kombination von beispielsweise Open Educational Resources, Projekteinsätzen, Expert*innen, Coachs und Mentor*innen
- Kuratieren oder Matching zu einem bestimmten Thema oder Anwendungsfall vs. Abdeckung verschiedener Themen
- Kuratieren einzelner Angebote vs. Zusammenstellung ganzer Lernpfade und Massnahmenpläne
- Kuratieren von Angeboten ohne KI-Komponente vs. Kuratieren von Angeboten, die wiederum KI-Komponenten aufweisen und beispielsweise adaptiv sind

Typische Nutzenpotenziale im Bereich von *Kuratieren und Orientierung* erscheinen eine bessere Orientierung, um zu wissen, in welche Lerninhalte investiert werden soll; zielgerichteter und entsprechend effektivere individuelle Kompetenzentwicklung, aber auch Effizienzgewinne aufgrund einfacherer, schnellerer sowie passgenauerer Suche nach den nächsten Lernangeboten.

Prominente Beispiele, die im Bereich von *Kuratieren und Orientierung* im Kontext von Corporate Learning vorkommen, sind Learning-Experience-Plattformen (LXP), Talent Marketplaces und Matching-Plattformen, die Empfehlungen und Matchings als Hauptfunktionalitäten umfassen. Auf diese besondere Art KI-basierter Systeme wird in der Fallstudie A im Rahmen der Fallstudienuntersuchung eingegangen.

Durchführung Lernangebote

Während die ersten drei Prozessschritte insbesondere dazu dienen, möglichst geeignete Kompetenzentwicklungsangebote zu eruieren und zu erstellen, folgen nun die verschiedenen Elemente des Leistungsportfolios, die zur Schliessung der identifizierten Lücken dienen und den Kern der individuellen Kompetenzentwicklung bilden.

Trainings und Kurse (online, hybrid, physisch) mit menschlichen Trainer*innen, Moderator*innen

Anwendungen: KI-basierte Analysen zu Händen von L&D-Professionals für die Gestaltung personalisierter Interventionen, zum Beispiel durch Trainer*innen, Dashboards/Monitorings, KI-basierte Analysen zur Qualitätssteigerung und Kompetenzentwicklung von L&D-Professionals selbst, KI-basierte Systeme als Lehrassistent*innen und Co-Trainer*innen, Simulationen, Hilfestellungen zur Förderung des metakognitiven Bewusstseins

Typische KI-basierte Systeme: adaptive Lernsysteme, (affektive) intelligente Tutoring-Systeme, Classroom monitoring systems und smart Classrooms mit Sprach-, Bild- und Texterkennung, Educational Co-Bots, verschiedene Formen digitaler screen-based KI-basierter Systeme/namenlose KI-basierte Systeme

Bei der Analyse zu diesem Element des Corporate-Learning-Leistungsportfolios wird insbesondere die Augmentationsperspektive eingenommen. Sobald ein Lernangebot

vollständig von KI-basierten Anwendungen übernommen werden kann respektive vorwiegend so thematisiert ist, wird es in die Kategorie *Selbstgesteuertes Lernen* (folgt als nächste Kategorie) eingeordnet. Die folgenden KI-basierten Einsätze finden in einem Setting statt, bei dem menschliche Trainer*innen oder Moderator*innen zum Einsatz kommen. Ein zentrales Anwendungsgebiet ist hierbei die Unterstützung für Trainer*innen durch verschiedene KI-basierte Analysen. Solche Analysen können Lernverhalten, Emotionen, Lernstände, Absichten und Ursachen umfassen. Den Trainer*innen stehen dadurch Informationen über die Diskussionen der Lernenden zur Verfügung und sie können unterstützend wirken, das Engagement, die Motivation und allgemein das Lernen der Mitarbeitenden positiv zu beeinflussen, und allenfalls auch die Lehrstrategie anpassen. Diese Unterstützung kann im Voraus, während einer Durchführung oder im Nachgang erfolgen. KI-basierte Systeme ermöglichen es beispielsweise, dass L&D-Professionals nicht nur in direktem persönlichen Kontakt Einblicke in den Lernprozess von Mitarbeitenden erhalten, sondern diesen auch zu anderen Zeitpunkten beobachten und allfällige Massnahmen ableiten können. Solche Beobachtungen und Analysen von Lernprozessen in physischen hybriden und virtuellen Lernräumen können zum Beispiel durch Trainer*innen-Dashboards, die die dynamische Verwaltung und das reflektierte Verständnis fördern, abgebildet werden. Durch grafische Darstellungen und Dashboards, aber auch im Rahmen von Symbolen einer AR-Brille oder sensorischen Benachrichtigungen über eine Smartwatch können Dinge sichtbar gemacht werden, die ansonsten unsichtbar wären. Als Beispiele gelten zum Beispiel der Redeanteil von Lernenden, Wartezeiten oder auch Aufmerksamkeitsspannen. Eine Anwendung aus dem Schulkontext bildet Lumilo. Ein adäquates Beispiel aus dem Corporate-Learning-Kontext konnte nicht ausfindig gemacht werden, erscheint indes ebenfalls als realistisch. Insbesondere im Bereich von MooCs ist denkbar, dass solche Analysen bei einer grossen Menge an Lernenden zu verbesserten Interventionen führen können. Bei solchen Analysen können die Lernenden, aber auch die/der Trainer*in im Fokus der Analyse stehen. Stehen die Trainer*innen an sich im Fokus, besteht das Anwendungsgebiet der KI-basierten Systemen in der Qualitätssteigerung der L&D-Professionals und deren eigenen Kompetenzentwicklung. Die Beobachtung des Lehr- und Moderationsverhaltens, dessen Analyse und die Ableitung entsprechender Handlungsempfehlungen sind Beispiele hierfür. Dies kann auch dadurch erreicht werden, dass KI-basierte Systeme für die Unterstützung bei der Gestaltung geeigneter Interventionen und Lehrstrategien eingesetzt werden. Trainer*innen können KI-basierte Dashboards nutzen, um die Lernwege von Mitarbeitenden zu visualisieren und Bereiche zu identifizieren, in denen die Mitarbeitenden Fragen oder grössere Schwierigkeiten

haben, sodass sie entsprechende Interventionsstrategien herleiten können. Solche Einsätze können zum Beispiel auf kognitive Aspekte ausgerichtet sein. Es zeigen sich jedoch vermehrt auch Anwendungsfälle, die affektive Aspekte mitberücksichtigen. Hier wird beispielsweise versucht, negative Zustände von Lernenden, etwa Frustration, Langeweile, Verwirrung, Ermüdung oder andere auffällige Emotionen, zu erkennen und entsprechend zu reagieren. Es geht bei solchen Anwendungen um das Schaffen förderlicher emotionaler Bedingungen für das Lernen. Affektive Tutoren-Systeme sind ein typisches Anwendungsbeispiel für diese Art KI-basierter Systeme.

Eine Variante, KI-basierte Systeme einzusetzen, bietet der Flipped-Classroom-Ansatz. Es ist denkbar, dass adaptive Lernsysteme oder ITS als Vorbereitung auf eine Präsenzeinheit eingesetzt werden, um das notwendige Vorwissen sicherzustellen. Die Präsenzeinheit könnte entweder mit zusätzlicher KI-basierter Unterstützung erfolgen oder die Präsenzeinheit erfolgt lediglich durch menschliche Akteur*innen. Im Anschluss liesse sich wiederum ein KI-basiertes System zur Verinnerlichung und Transfersicherung einsetzen (siehe Ausführungen zu diesem Thema später in der Anwendungsübersicht). Wird das KI-basierte System im Voraus oder Nachgang herangezogen, könnte es wiederum mit menschlichen L&D-Professionals verknüpft sein, indem es Hinweise sendet, falls Schwierigkeiten oder Auffälligkeiten bei der Vor- oder Nachbereitung auffallen oder Situationen aufkommen, auf die das System aufgrund seiner Grenzen nicht eingehen kann. ITS oder adaptive Lernsysteme werden im Rahmen formeller Bildungsangebote genutzt. Hier werden die menschlichen Trainer*innen alarmiert, falls Lernende Schwierigkeiten oder Fragen haben, auf die das KI-basierte System nicht ausreichend eingehen oder Antworten geben kann. Dies dient als Hilfe für Trainer*innen, um zu entscheiden, wann eingegriffen und beispielsweise die Interaktion zwischen Lernenden, einer Gruppe von Lernenden und dem KI-basierten System begleitet werden sollte. KI-basierte Systeme lassen sich mithin im Rahmen von Einzel- oder Gruppenarbeiten einsetzen. Ferner werden KI-basierte Systeme auch als Lehrassistenten thematisiert. Dabei beantworten sie Fragen von Mitarbeitenden während oder neben dem eigentlichen Lernprozess und triagieren nur diejenigen Fragen zum* zur menschlichen Trainer*in, die nicht vom System abgedeckt werden können. Darüber hinaus werden KI-basierte Systeme auch als Co-Trainer eingesetzt. Ein Anwendungsfall dabei sind Simulationen und Rollenspiele, aber auch die Einbindung in Dialoge oder die Moderation von Gruppenarbeiten. KI-basierte Systeme können Hilfestellungen zur Förderung des metakognitiven Bewusstseins schaffen und gezielt die Interaktionen zwischen verschiedenen Lernenden oder das Engagement erhöhen.

Entsprechend den getätigten Ausführungen können folgende Muster zum Einsatz KI-basierter Systeme im Rahmen formeller Lerneinheiten mit menschlichen Trainer*innen und Moderator*innen erkannt werden:

- Unterstützung in Echtzeit vs. Unterstützung im Voraus oder Nachgang einer formellen Lerneinheit oder eine Kombination davon durch das gleiche oder ein anderes KI-basierte System
- Das KI-basierte System wird zentral eingesetzt und der*die menschliche Trainer*in unterstützt punktuell dort, wo Schwierigkeiten auftreten vs. der*die menschliche Trainer*in übernimmt den Hauptteil der Lehr-/Lernsequenz und das KI-basierte System assistiert/unterstützt.
- Einsatz in Einzelsituationen oder in kollaborativen Lernsituationen wie beispielsweise Gruppenarbeiten.
- Direkter oder indirekter Beitrag zur individuellen Kompetenzentwicklung: KI-basiertes System im Hintergrund (Interaktion erfolgt über L&D-Professional) oder in direkter Interaktion mit Lernenden.
- Die Analysen können auf sachlichen und vorwiegend kognitiven Zustandserkennungen basieren, aber auch affektive Informationen wie Emotionen erkennen und auswerten. Dies hängt vom Beizug der Datenquellen und der verbundenen Ziele ab.
- Die Analysen können die L&D-Professionals, zum Beispiel das Trainer*innenverhalten, oder die Mitarbeitenden, zum Beispiel die Aufmerksamkeit oder das korrekte Lösen von Aufgaben, als Beobachtungsschwerpunkt haben.
- Erscheinungsform: Als Erscheinungsform werden im virtuellen Bereich zum Beispiel Dashboards, Chatbots oder Avatare genannt, aber auch physische Roboter als Educational Co-Bots und Lehrassistenten.

Die Nutzenpotenziale im Bereich *Trainings und Kurse* (online, hybrid, physisch) mit menschlichen Trainer*innen, Moderator*innen sind vielfältig. Je nach Anwendungsfall und gewähltem Muster können Effektivität, Effizienz, Skalierung, Entscheidungshilfen oder neue Erkenntnisse im Vordergrund stehen und realisiert werden. Werden menschliche Trainer*innen oder Moderator*innen nicht direkt in den Lernprozess involviert, sondern entweder vollständig durch ein KI-basiertes System ersetzt oder individuelles Lernen und Kompetenzentwicklung im Rahmen von Selbstlerneinheiten gestaltet, sind die nachstehenden Anwendungen relevant.

Lernen on demand/selbstgesteuertes Lernen (ohne menschliche Trainer*innen, Moderator*innen)

Anwendungen: automatische Übersetzungen und Indexierungen bestehender digitaler Lernformate, Diskurs- und Sentimentsanalysen, Vorschläge/Empfehlungen in Bezug auf Lernform, Thema und Inhalt, zu bearbeitete Übungen, personalisierte Handlungsanweisungen, Aktionen, neue Elemente oder andere Nutzer*innen, aber auch Geschwindigkeiten oder Schwierigkeitsgrade, Simulationen, KI-basiertes System als Gesprächspartner, interaktiver Demonstrator einer Kompetenz, Rollenspieler oder Lernbegleiter

Typische KI-basierte Systeme: adaptive Lernsysteme, intelligente Tutoring-Systeme, pädagogische Agenten, Empfehlungssysteme, Chat- und Voicebots, verschiedene Formen digitaler screen-based KI-basierter Systeme/namenlose KI-basierte Systeme

Diese Kategorie zeichnet sich dadurch aus, dass keine menschlichen L&D-Professionals direkt und zentral in den individuellen Kompetenzentwicklungsprozess von Mitarbeitenden eingebunden, sondern höchstens für die Erstellung, Weiterentwicklung und Qualitätssicherung des KI-basierten Systems zuständig sind. Die KI-basierten Systeme übernehmen in dieser Kategorie eine Schlüsselrolle zur Förderung und Ermöglichung von Lernen on demand, das zeit- und ortsunabhängig geschehen kann, und/oder selbstgesteuertem Lernen. Was bereits durch herkömmliche technologiebasierte Lernangebote wie Lernvideos oder Web-based Trainings erreicht werden konnte, kann durch KI-basierte Systeme auf ein nächstes Level gehoben werden, etwa durch eine Optimierung bestehender Lernformate wie Lernvideos oder E-Learnings durch eine automatisierte Indexierung und entsprechend die Möglichkeit für Mitarbeitende, schneller zu den relevanten Anteilen innerhalb des Lernangebots vorzustossen. Auch die automatische Übersetzung in unterschiedliche Sprachen ist eine Möglichkeit, vorhandene Angebote zu optimieren. Im Rahmen von MooCs werden Diskurs- und Sentimentsanalysen thematisiert oder auch der Einsatz adaptiver Assessments als Grundlage für weiterführende Lernunterlagen oder die Zusammenstellung ganzer Lehrpläne, die auf das Individuum ausgerichtet sind. MooCs können mit oder ohne menschliche Trainer*innen und Moderator*innen gestaltet sein. Zwei zentrale Beispiele für eine erhöhte Personalisierung und Adaptivität sind intelligente Tutoren-Systeme und adaptive Lernsysteme. Erstere simulieren oftmals eine 1:1-Betreuung zwischen Lehrperson und Lerner*in, während ein adaptives Lernsystem verschiedene Lernthemen feingliedrig zum Beispiel nach Schwierigkeitsgrad oder anderen Merkmalen auf den aktuellen Kenntnisstand und die Bedürfnisse der Lernenden ausrichten. Ein beliebtes und als fortschrittlich zu erachtendes Feld für solche Einsätze ist das Thema Sprachenlernen. Neben der adaptiven Präsentation von Lerninhalten oder der Gestaltung individueller Lernwege durch die Auswahl besonders geeigneter Inhalte bieten gewisse adaptive Lernsysteme auch kognitive Unterstützung und zusätzliche Hilfestellungen im Lernprozess. Durch die Möglichkeit KI-basierter Systeme, Stärken und Schwächen von Lernenden zu eruieren, sind wiederum zweckmässige und je nach Konfiguration Feedbacks in Echtzeit umsetzbar. Eine Möglichkeit hierfür bildet die Einbindung von Lernenden in einen Dialog. Die Beobachtung des

Mitarbeiterverhaltens bei der Nutzung intelligenter Lernumgebungen, anderer Lernangebote (MooCs, E-Learnings, digitale Arbeitsumgebungen usw.) oder sogar des Arbeitsverhaltens und die aufgrund dieser Daten dynamischen Erstellung eines entsprechenden Profils können als Basis für personalisierte Unterstützung genutzt werden. Eine derartige personalisierte Unterstützung ist auf verschiedene Arten denkbar. Typische Unterstützungsformen, die durch KI-basierte Systeme eingesetzt werden können, sind Vorschläge/Empfehlungen zur Lernform, Themen und Inhalte, zu bearbeitende Übungen, personalisierte Handlungsanweisungen, Aktionen, neue Elemente oder andere Nutzer*innen, aber auch Geschwindigkeit oder Schwierigkeitsgrad. Solche oder auch Impulse in Bezug auf affektive Aspekte sollen das Interesse und Engagement von Lernenden steigern. Die Art der Unterstützung der Empfehlungen kann sich über die Zeit wandeln, wenn sich das Mitarbeiterprofil verändert. Weiter kann die Förderung von selbstgesteuertem Lernen auch durch KI-basierte personalisierte Dashboards zu Händen der Lernenden gesehen, was ein höheres Selbstbewusstsein über den aktuellen Lernstand und Selbstreflexion fördern kann. Durch KI-basierte Auswertungen zum eigenen Lernverhalten und Wissenstand kann eine Reflexion über das eigene Lernen angeregt werden. So lassen sich metakognitive Kompetenzen und Lernkompetenzen stärken. Weiter zeigt sich im Thema von Simulationen ein Anwendungsfeld, in dem KI-basierte Systeme auf unterschiedliche Weise einen Mehrwert generieren können, etwa durch die Simulation von Alltagssituationen, verschiedener Formen von Gesprächen, Konflikt- oder Verhandlungssituationen oder ganzer Arbeitsabläufe. KI-basierte Systeme können hierbei Gesprächspartner sein, eine Kompetenz interaktiv demonstrieren oder im Rahmen von Rollenspielen verschiedene Rollenspieler*innen imitieren. Auch der Einsatz pädagogischer Agenten als Lernbegleiter*innen, welche selbstgesteuerte Lernprozesse unterstützen, werden thematisiert. Solche Anwendungen können durch Chatbots, Voicebots oder auch in immersiven Lernumgebungen wie XR-Welten oder vollständig digital abgebildeten 3D-Welten gestaltet werden. Eine bekannte Bezeichnung sind dialogbasierte tutorielle Systeme, die einen Dialog mit Mitarbeitenden über die zu lernenden Konzepte führen. Ferner wird auch das Lernen durch Lehren als ein Konzept thematisiert, das sich durch lernfähige pädagogische Agenten umsetzen lässt. Hier trainieren die Lernenden selbst das KI-basierte System, um diesem Handlungen beizubringen oder Antworten auf die Fragen des KI-basierten Systems zu geben. Eine Anwendung aus dem Schulkontext, die auf dieses Modell setzt, ist Betty's Brain. Bei dieser Anwendung erstellen die Lernenden Wissensdarstellungen in Form von Concept Maps, die ein Lernthema logisch abbilden. Im Kontext von Corporate Learning wäre ein solcher Einsatz ebenfalls denkbar, konnte aber in den Analysen nicht gefunden werden. Wie in

Fallstudie C aufgezeigt wird, sind jedoch insbesondere die Datenbeschaffung und das Trainieren KI-basierter Systeme herausfordernd, sollen diese in der Lage sein, auf unterschiedliche Schwierigkeitsgrade oder Situationen flexibel einzugehen. Dieses Anwendungsfeld bietet viel Potenzial, befindet sich aber noch in den Anfängen. Die Ausführungen zu unterschiedlichen Möglichkeiten, wie KI-basierte Systeme im Bereich von selbstständigem und individuellem Lernen angewendet werden können, bringen folgende Muster hervor:

- Personalisierte Inhalte, Aufbereitung der Lerninhalte gemäss den Präferenzen und des Lernverhaltens der Mitarbeitenden
- Nur Inhalte sind personalisiert und adaptiert oder es werden kognitive oder sogar affektive Hilfestellungen gegeben und verschiedene Lernformen verknüpft
- Verschiedene Stufen/Granularitäten von Personalisierung: personalisierte Zusammensetzung von Lernpfaden und/oder Adaptivität innerhalb einzelner Module
- Kette: Schwäche oder Stärke fällt auf, Feedback wird gegeben (u. U. in Echtzeit), entweder durch Mensch oder Maschine generiert, entweder direkt im System oder durch eine entsprechend benachrichtigte Person
- Neben der Anpassung von Lernangeboten und Lerninhalten auf Lernende ist eine andere Variante die Anregung zur Selbstreflexion über den eigenen Lernprozess.
- Lernangebote und -prozesse zum selbstständigen Durchspielen
- Wiederum verschiedene Erscheinungsformen denkbar: Dashboard, aber auch Chatbots und Voicebots, virtuelle Lernumgebungen
- Einer oder mehrere verschiedene pädagogische Agenten

*Lernen on demand/selbstgesteuertes Lernen (ohne menschliche Trainer*innen, Moderator*innen) sowie Trainings und Kurse (online, hybrid, physisch) mit menschlichen Trainer*innen, Moderator*innen* können je nach Anwendungsfall auch in Kombination auftreten. So könnten gewisse Selbstlerneinheiten mit intelligenten Tutoren-Systemen auch im Rahmen eines formellen Bildungsangebots eingebunden und zusätzlich von einer menschlichen L&D-Person begleitet werden. Während sich Lernen on demand sowie formellere Bildungsangebote dadurch auszeichnen, dass sie in Bezug auf ein bestimmtes Lernziel oder Lerninhalte entworfen sind und es primär um Lerneinheiten geht, sind *Erweiterte Trainings und Leistungshilfen/Lernen im Prozess der Arbeit/Performance-Support* noch näher im Arbeitsalltag verankert und Lernen sowie Arbeiten verschmelzen möglichst miteinander. Hier wird nicht vom Mitarbeitenden primär für eine Lernhandlung entschieden, zum Beispiel durch den Entscheid, ein bestimmtes

Thema bewusst erlernen zu wollen, sondern Lernprozesse werden durch KI-basierte Systeme angestoßen. Auch hier lassen sich verschiedene Anwendungen KI-basierter Systemen ausmachen.

Erweiterte Trainings und Leistungshilfen/Lernen im Prozess der Arbeit/Performance-Support

Anwendungen: Monitoring von Arbeits- und Lernverhalten, Instant Feedback, automatisierte Interventionen und Handlungsempfehlungen, beispielsweise Nudging, personalisierte Newsletter, Newsfeeds oder Benachrichtigungen, Scaffolding, Kuratieren geeigneter Projekteinsätze, Aufgaben oder Übungen, Simulationen zur Übung von Alltagssituationen

Typische KI-basierte Systeme: Chat- und Voicebots, verschiedene Formen digitaler screen-based KI-basierter Systeme/namenlose KI-basierte Systeme

In dieser Kategorie werden insbesondere KI-basierte Anwendungen ausgewertet, die möglichst eng mit dem Arbeitsalltag von Mitarbeitenden verknüpft sind und eine Lernkomponente beinhalten oder zu Lernprozessen anregen. Typische Anwendungsfelder in diesem Zusammenhang sind Instant Feedback auf Verhaltensweisen und Aktivitäten oder der Einsatz KI-basierter Systeme für verschiedene Formen automatisierter Interventionen und Handlungsempfehlungen, beispielsweise Nudging. Auch der Einsatz personalisierter Newsletter, Newsfeeds oder Benachrichtigungen zu ideal berechneten Zeitpunkten auf dem geeigneten Kanal kann zur Optimierung von Lernen im Prozess der Arbeit beitragen. Das Monitoring von Arbeitsabläufen, Mitarbeitendenverhalten und weiteren Mitarbeitendeninformationen wie Meinungen und Feedbacks (auch employee listening genannt) oder die Analyse der Nutzung verschiedener Arbeitsmittel mit anschließender direkter Optimierung von Arbeitsprozessen oder zumindest den entsprechenden Hinweisen erfährt steigende Aufmerksamkeit. Als Ursprung oder Prototyp für direkte Hilfestellungen im Arbeitsalltag kann der digitale Assistent *Karl Klammer* von Microsoft genannt werden. Durch KI-basierte Systeme kann diese Idee einiges variantenreicher und ausgeklügelter umgesetzt werden. Auch das proaktive Hinweisen von Mitarbeitenden auf notwendige Wiederholungen von Übungen oder das Existieren neuer Lerneinheiten und -inhalte kann eine Möglichkeit sein, wie KI-basierte Systeme zu einer kontinuierlichen Kompetenzentwicklung in einer schnelllebigen Welt beitragen können. Im Idealfall sind die zu bearbeitenden Sequenzen je nach Lernpräferenz unterschiedlich auf die Mitarbeitenden angepasst. Zudem können KI-basierte Systeme durch die Nutzung von Emotions- und Kognitionsdetektoren eingesetzt werden, um bei Ablenkung, Müdigkeit oder Desinteresse entsprechende Gegenmassnahmen ergreifen zu können – entweder durch den*die Mitarbeitende*n selbst, da er*sie selbst informiert wird, oder durch das Umfeld der Mitarbeitenden. Ein weiteres Anwendungsfeld von Emotions- und Kognitionsdetektoren sowie weitere Analysemöglichkeiten durch KI-

basierte Systeme bildet das Monitoring von Gesprächssituationen. Dies können Verkaufsgespräche oder Führungssituationen sind. Durch Gesprächs- und Videoaufzeichnungen und die daraus folgenden Analysen können pädagogische Hinweise abgeleitet werden, wie die Mitarbeitenden in diesen Situationen besser agieren können. Solche Analysen mit den entsprechenden Handlungsempfehlungen können entweder in Echtzeit erfolgen oder im Nachgang der Situationen. Erfolgen sie in Echtzeit, haben sie unter Umständen zum Ziel, Konversationen zu stimulieren und direkte Verbesserungen herbeizuführen. Solche Analysen können auch dabei helfen, Fortschritte von Mitarbeitenden in bestimmten Lernthemen zu erheben. Durch das Aufdecken von Mustern im Lern- und Arbeitsverhalten von Mitarbeitenden können entsprechende Hilfestellungen geboten werden. Dies kann wiederum in Echtzeit und automatisiert direkt durch das KI-basierte System oder durch L&D-Professionals geschehen, die die Analysen als Grundlage für ihre Handlungen beziehen. Die Unterstützung im Lern- und Arbeitsprozess kann jeweils fachlicher oder metakognitiver Natur sein und durch Push-Benachrichtigungen oder Business- und Lernassistent*innen umgesetzt werden. Auch ist denkbar, dass notwendige Handlungen zunächst durch ein KI-basiertes System simuliert und geübt werden können, bevor sie tatsächlich umgesetzt werden. Hierfür wird Cognitive Apprenticeship als Lehr- und Lernkonzept als Möglichkeit für den Einsatz KI-basierter Systeme gesehen, bei dem durch Scaffolding und Fading Mitarbeitende über die Zeit vermehrt in die Eigenverantwortung kommen. Zudem kann zur Förderung von Lernprozessen im Arbeitsalltag auch das Kuratieren geeigneter Projekteinsätze, Aufgaben oder Übungen nützlich sein. Als Beispiel, das bereits in Richtung Ressourcenmanagement zielt, dient die automatische Arbeitszuweisung sogenannten Gig-Worker. Typische KI-basierte Systeme in diesem Zusammenhang sind sogenannte Talent Marketplaces. KI-basierte Systeme bieten auch die Möglichkeit, individuelle Leistungen oder Leistungen von Teams zu vergleichen und daraus entsprechende Handlungen abzuleiten.

Auch im Rahmen von *Erweiterte Trainings- und Leistungshilfen/Lernen im Prozess der Arbeit/Performance-Support* können Muster ausgemacht werden, die verschiedene Anwendungen und Typen KI-basierter Systeme unterscheiden:

- Konkrete inhaltliche Hilfestellungen und Handlungsanleitungen vs. übergeordnete Impulse wie beispielsweise Anregungen zu Selbstreflexion
- Unterstützung in Echtzeit vs. nachgelagerte Folgen durch die vorgenommenen Analysen
- Informationen zu Händen der Mitarbeitenden (direkte Lernunterstützung) vs. Informationen zu Händen von L&D-Professionals oder anderer Anspruchsgruppen

zwecks Steuerung und Ableitung von Massnahmen (indirekte Lernunterstützung)

Austausch und Lernen von- und miteinander

Anwendungen: Gruppenbildungen, Matching zwischen verschiedenen Personen, Bewusstseins-schaffung während des Lernprozesses zu den individuellen und kollektiven Fortschritten, Zusammenfassungen und Analysen von Diskussionen und Aktivitäten, Einbezug weiterer Akteur*innen und entsprechende Aktivierung von Netzwerken zur Unterstützung des Lernprozesses, Erkennung von Problemen oder Konfliktsituationen, Facilitierung in Gruppenbildungs- und kollaborativen Lernprozessen

Typische KI-basierte Systeme: Empfehlungssysteme, Matching-Plattformen, Sprach-, Text- und Bildanalysen wie Sentimentsanalysen oder Diskursanalysen, verschiedene Formen digitaler screen-based KI-basierter Systeme/namenlose KI-basierte Systeme

In dieser Kategorie werden Anwendungen analysiert, die zu kollaborativem Lernen beitragen. In diesem Zusammenhang fallen verschiedene Formen von Matching-Funktionalitäten auf. Ein bekanntes Anwendungsfeld sind verschiedene Empfehlungen rund um interessante Gesprächspartner*innen, Expert*innen oder andere Kontaktpersonen für Mitarbeitende. KI-basierte Systeme können das Auffinden geeigneter Personen erleichtern und die Kontaktaufnahme vereinfachen. In diesem Kontext wird von KI-basierten Systemen als Lernnetzwerk-Orchestratoren gesprochen. Eine andere Anwendungsrichtung verkörpern optimale oder auch adaptive Gruppenbildungen. KI-basierte Systeme unterstützen dabei, optimale Gruppenzusammensetzungen für bestimmte Lernziele ausfindig zu machen und zu orchestrieren. Hier kommen wiederum skalierbare Ansätze zur Bedürfniserfassung von Teilnehmenden und dann die Gestaltung einzelner Gruppen oder Communities zum Einsatz. Als Beispiel an Parametern werden bereits vorhandene Kompetenzen und Fachwissen, eine adäquate Gruppengrösse oder die Zeitplanung genannt. Eine andere Matching-Funktionalität ist die Zuordnung geeigneter Aufgaben innerhalb einer Gruppe. KI-basierte Systeme können dazu beitragen, dass Aufgaben passend an einzelne Mitglieder einer Gruppe übertragen werden, und können effektive Strategien an andere Konstellationen weitergeben oder adjustieren. Eine andere Anwendungsart im Leistungsportfolio-Element *Austausch und Lernen von-/miteinander* ist die Facilitation von Diskussionen. KI-Systeme können beispielsweise dafür genutzt werden, um asynchrone Diskussionsgruppen zu überwachen und den Akteur*innen oder L&D-Professionals Hinweise zu geben, falls die Häufigkeit oder Inhalte der Diskussionen auffällig sind und es zusätzliche Handlungsbedarfe gibt. Auch Beobachtung und Berichterstattung zu den individuellen Fortschritten oder die Art der Beteiligung in einem kollaborativen Lernsetting ist eine Anwendung, die in der untersuchten Literatur thematisiert wird. Eine Bezeichnung hierfür lautet ‚Diskursanalysen beim computerunterstützten kollaborativen Lernen‘. L&D-Professionals erhalten in einem solchen Anwendungsfall verschiedene Übersichten zu den Fortschritten oder auch Schwierigkeiten

sowie Fehlern und können eingreifen, wenn sie es für angebracht halten. Das gleiche Beispiel rund um die Schaffung von Bewusstsein für andere in einem kollaborativen Lernprozess, der synchron, aber auch asynchron ablaufen kann, kann auch direkt für die Lernenden unter sich angestossen werden. Ein weiterer Anwendungsfall ist die Erkennung von Konfliktsituationen. Eine andere Form, wie KI-basierte Systeme das kollaborative Lernen unterstützen können, liegt in der Identifikation von am Lernprozess beteiligten Akteur*innen. Durch die Analyse relevanter Personen für eine*n Mitarbeitende*n können Lernprozesse durch deren Einbindung angereichert werden. So können beispielsweise Peers, Mentor*innen, Expert*innen oder auch Führungspersonen sowie L&D-Professionals zu interaktivem Feedback, Inhaltsempfehlungen oder anderen Unterstützungsformen für die Lernenden angefordert werden. Eine weitere mögliche Anwendung wird darin gesehen, dass KI-basierte Systeme Moderationsaufgaben im Rahmen von Communities oder anderen kollaborativen Lernformen übernehmen und zum Beispiel auch bei der Arbeit und beim Lernen in Tandems unterstützen können. Ein anderes Beispiel, das aufgefunden wurde, ist die Erstellung von Zusammenfassungen der Diskussionen und kollaborativen Aktivitäten durch KI-basierte Systeme, wiederum entweder zu Händen der L&D-Professionals oder der Mitarbeitenden selbst.

Als zentrale Muster in Hinblick auf die Nutzung KI-basierter Systeme im Leistungsportfolio-Element *Austausch und Lernen von-/miteinander* lassen sich folgenden herauskristallisieren:

- Die Auswertungen/Zusammenfassungen durch das KI-basierte System werden direkt an die beteiligten Lernenden zurückgespielt, damit sie darauf basierend selbst Massnahmen ergreifen können vs. die Auswertungen/Zusammenfassungen entstehen zu Händen der L&D-Professionals, damit diese spezifisch unterstützen und Massnahmen für die Lernenden oder zur Optimierung des Lernprozesses im Generellen angehen können.
- Die KI-basierte Anwendung kommt vorwiegend zu Beginn eines kollaborativen Lernprozesses zum Einsatz, nämlich als Hilfestellung bei der Zusammensetzung geeigneter Gruppen oder der Herstellung passender Kontakten vs. die KI-basierte Anwendung kommt in der Begleitung des kollaborativen Lernprozesses zum Einsatz.
- Das KI-basierte System gibt Benachrichtigungen zu Auffälligkeiten oder Empfehlungen zur Vernetzung an Menschen, die daraufhin reagieren, vs. das KI-basierte System wird zudem für eine Echtzeit-Unterstützung eingesetzt und schlägt den Lernenden beispielsweise konkrete Handlungsmassnahmen vor.

Vordergründige Nutzenpotenziale liegen bei Anwendungsfällen rund um kollaboratives Lernen vermutlich in der Erhöhung der Effektivität durch besser zusammengestellte Lerngruppen, einer effizienteren und effektiveren Herstellung von Kontakten und der besseren Einsicht in solche Lernprozesse, um adäquat darauf reagieren und sie facilitieren zu können.

Moderierte Lern- und Reflexionsprozesse im Arbeitsfeld

Anwendungen: verschiedene Formen von Coachings und Mentorings, Selbstreflexionshilfen und -anregungen, Empfehlungssysteme, Analyse von Konversationen und Kommunikationssituationen

Typische KI-basierte Systeme: Sentimentsanalysen, Empfehlungssysteme, Text- und Sprachanalysen, Matching-Plattformen, verschiedene Formen digitaler screen-based KI-basierter Systeme/namenlose KI-basierte Systeme

Ein prominentes Thema in diesem Leistungsportfolioelement sind verschiedene Formen von Coachings und Mentorings, die insbesondere in der Praxisliteratur und den Marktanalyse thematisiert sind. Ferner sind Selbstreflexionshilfen und -anregungen Anwendungen, die im Zusammenhang mit KI-basierten Systemen oftmals genannt werden. Gerade das Thema Coaching wird in unterschiedlichen Ausprägungen thematisiert. Die Anwendungsbeispiele und -vorstellungen reichen von vollständig automatisiertem Coaching durch KI-basierte Systeme zu augmented Coaching-Lösungen. Bei der ersten Variante befinden sich Mitarbeitende in einer 1:1-Beziehung mit dem KI-basierten System, während in einer augmented Coaching-Lösung beispielsweise die Rolle des menschlichen Coachs gestärkt wird, indem der*die Coach durch KI-basierte Systeme andere und neue Zugänge zu den Coachees erhält, etwa durch das Monitoring zwischen einzelnen Coaching-Sessions oder den Beizug effizienter adaptiver Assessments, die ein umfassenderes Bild zu einer Person ermöglichen, als es der menschliche Coach allein erarbeiten könnte. Auch können KI-basierte Systeme dazu genutzt werden, Konversationen und Kommunikationssituationen zu analysieren und entsprechende Erkenntnisse sowie Optimierungshinweise abzuleiten. Bekannte Beispiele hierfür sind Redeanteile, Sentimentsanalysen oder die Untersuchung sprachlicher Korrektheit. KI-basierte Systeme können entsprechend auch für die Professionalisierung von Coachs eingesetzt werden. Weitere Varianten und eine vertiefte Auseinandersetzung mit KI-basiertem Coaching und insbesondere augmented Coaching folge in dieser Forschungsarbeit im Rahmen der Fallstudienuntersuchung. Die Marktanalyse zeigt, dass insbesondere bei den KI-basierten Coaching-Lösungen eine grosse Diversität an verschiedenen Lösungen besteht, die teilweise modern AI umfassen und auf NLP setzen, während andere regel- und skriptbasiert funktionieren oder erst noch auf NLP umsteigen werden. Zudem können KI-basierte Lösungen dazu genutzt werden, geeignete Kombinationen zwischen Coachee und Coach oder Mentee und Mentor*in ausfindig zu machen oder zumindest

eine Auswahl vorzuschlagen. Diese Variante ist eng mit dem Thema des Kuratierens und Matching-Funktionalitäten verknüpft. Solche Matching-Funktionalitäten sind auch für die Zusammensetzung kollegialer Fallberatungen, Working-out-Loud(WOL)-Gruppen oder Lernzirkel denkbar, konnten im untersuchten Datenmaterial allerdings nicht konkret ausfindig gemacht werden. Für die genannten Formate sind ausserdem die identifizierten Anwendungspotenziale im Bereich des kollaborativen Lernens in der Kategorie *Austausch und Lernen von-/miteinander* anwendbar. Als weitere Anwendungen im Bereich *Moderierte Lern- und Reflexionsprozesse im Arbeitsfeld* gilt die Anregung zur Selbstreflexion, die durch KI-basierte Systeme angestossen und begleitet werden kann. Durch die Messung und Offenlegung von Mustern im persönlichen Lernen und Arbeiten können Reflexionen angeregt und Feedbacks sowie Hinweise zur Optimierung geboten werden. Die Feedbacks sowie Hinweise können generischer Natur oder wiederum auf die Person individualisiert sein. Auch können solche Feedbacks und Hinweise direkt aufgrund spezifischer Handlungen im Lern- und Arbeitsprozess erfolgen, was beispielsweise auch ‚Prompts‘ genannt wird, oder sie werden nachgelagert durch das KI-basierte System selbst oder durch eine benachrichtigte menschliche Person an die Mitarbeitenden gebracht.

Im Zusammenhang mit *Moderierte Lern- und Reflexionsprozesse im Arbeitsfeld* können folgende Muster festgestellt werden:

- Vollständig automatisiert vs. Augmentationsansatz im Bereich des Coachings
- Aktivierung des Umfelds zur Unterstützung der Mitarbeitenden/Lernenden/Coachees vs. direkte Aktivierung der Mitarbeitenden/Lernenden/Coachees
- Einsatz für das Matching zwischen Coach und Coachee zu Beginn des Coaching-Prozesses vs. Einsatz während des Coaching-Prozesses
- Monitoring und Unterstützung des Coachs vs. Monitoring und Unterstützung der Coachees
- Massnahmen und Feedback in Echtzeit vs. Informationsaufbereitung, die zu nachgelagerten Reaktionen führt
- Auswertungen stehen den Mitarbeitenden direkt zur Verfügung vs. Auswertungen werden durch L&D-Professional verarbeitet und geeignete Massnahmen abgeleitet

Transfersicherung und Lernprozessbegleitung

Anwendungen: Bestimmung geeigneter Kandidat*innen, bei denen die Transferwahrscheinlichkeit besonders hoch ist, Verinnerlichung von Wissen, Unterstützung beim Üben und Lösen von Aufgaben, Nudging, Scheduling von Transfereinheiten, Beobachtung von Lernfortschritten, Wirkungsmessung und Evaluationen, Lernbegleitung

Typische KI-basierte Systeme: Chatbots und Voicebots, Learning-Reinforcement-Systeme, digitale Lernassistent, verschiedene Formen digitaler screen-based KI-basierter Systeme/namenlose KI-basierte Systeme

Insbesondere in Kombination mit formellen Lernangeboten ist das Thema der Transfersicherung oder der Lernprozessbegleitung im Voraus oder Nachgang an die formelle Bildungseinheit ein Thema, bei dem KI-basierte Systeme zum Einsatz kommen können. In diesem Zusammenhang werden Chatbots als Transferunterstützung genannt, die Fragen zu den Lerninhalten schriftlich oder mündlich entgegennehmen und beantworten können. Auch können solche KI-basierten Systeme für die Unterstützung beim Üben und Lösen von Aufgaben genutzt werden. Auch Learning-Reinforcement-Systeme sind typische KI-basierte Systeme, die zum Auswendiglernen und Verinnerlichen von Inhalten eingesetzt werden. Learning-Reinforcement-Systeme werden in der Fallstudie B erläutert. Eine weitere Anwendung KI-basierter Systeme zur Transfersicherung und Lernprozessbegleitung wird im Bereich des Nudging gesehen, also dem Setzen gezielter Anreize zur Erlernung bestimmter Inhalte oder Verhaltensweisen. Zudem können KI-basierte Systeme zur Analyse und Umsetzung geeigneter Lernsequenzen verwendet werden (Scheduling von Lerneinheiten). KI-basierte Systeme finden dabei heraus, welche Art von Benachrichtigungen zu welchem Zeitpunkt für Mitarbeitende am wirkungsvollsten ist, und setzen dies je nach Fortschrittlichkeit direkt um oder geben den Mitarbeitenden oder L&D-Professionals zumindest die entsprechenden Hinweise. Darüber hinaus wird im Datenmaterial genannt, dass KI-basierte Systeme auch zur Beobachtung von Passivität oder unangepassten Verhaltensweisen eingesetzt werden können, wodurch zum Beispiel frühzeitig erkannt werden kann, ob sich jemand für die Teilnahme an einem Weiterbildungsprogramm qualifiziert oder wie sich jemand im Zusammenhang mit dem Transfer verhält. Lernfortschritte können besser beobachtet werden. Solche TransfERMessungen können durch KI-basierte Systeme auf diversen Datenquellen beruhen und häufiger bis ständig gemessen werden. Auch können KI-basierte Systeme für eine verbesserte Einsichten zu Korrelationen zwischen Lernaktivitäten und Performance genutzt werden. Auch das Beobachten des Transferverhaltens sowie eine verbesserte Wirkungsmessung sind Nutzenpotenziale, die durch KI-basierte Systeme in dieser Kategorie erreicht werden können.

Als Muster KI-basierter Systeme im Bereich *TransfERMessung und Lernprozessbegleitung* dient folgendes:

- Direkte Interaktion mit den Mitarbeitenden vs. Informationsquelle für L&D-Professionals
- Inhaltsbezogener Einsatz vs. Fokus auf inhaltsneutrale Wiederholungsrhythmen oder Unterstützungshilfen zum eigenständigen Lernen (Stichwort: Kernkompetenzförderung)

Administration, Evaluation und Qualitätsentwicklung, Portfoliomanagement und Gestaltung von Rahmenbedingungen

Anwendungen: Weiterentwicklung von Skill-Taxonomien und Ontologien zum Beispiel mittels Skills Inference, Evaluationen und Qualitätsentwicklung, Beantwortung von Standardfragen, Weitergabe von Informationen zu Angeboten und Prozessen, Analysen zur Optimierung des Leistungsportfolios, automatisiertes Korrigieren von Prüfungen oder Eingaben, Planungsunterstützung und Ressourcenallokation, Lernraumgestaltung und Lernobjektgestaltung, Evaluation von L&D-Professionals, prädiktive Analytik von Studienabbrüchen, Studienerfolge oder Noten, Frühwarnsysteme, Aufnahmeentscheidungen

Typische KI-basierte Systeme: Learning-Experience-Plattformen, Chatbots oder Voicebots, Robo Grader, verschiedene Formen digitaler screen-based KI-basierter Systeme/namenlose KI-basierte Systeme

Die Prozessschritte *Administration, Evaluation und Qualitätsentwicklung, Portfoliomanagement und Gestaltung von Rahmenbedingungen* werden in den nachfolgenden Ausführungen zusammengefasst, da sie die individuelle Kompetenzentwicklung nur indirekt betreffen. Da für L&D-Professionals Anwendungen in diesen Bereichen ebenfalls relevant sind, werden sie dennoch aufgeführt.

Ein besonderes Augenmerk ist hier auf das Thema der Skills Inference zu legen. Durch Möglichkeiten des Machine Learnings können semantische Informationen extrahiert und beispielsweise Skill-Taxonomien und Ontologien weiterentwickelt werden. Dies ist insbesondere für das Thema Kompetenzmanagement interessant und kommt bereits im Rahmen von Learning-Experience-Plattformen zum Einsatz. Verschiedene Formen von Analysen ermöglichen es zudem, die Evaluation und Qualitätsentwicklung sowie entsprechend auch das Portfoliomanagement datenbasierter und automatisierter zu gestalten. Die Gestaltung von Rahmenbedingungen kann insbesondere durch KI-basierte Analysen informierter stattfinden.

Im Bereich der Administration bilden KI-basierte Chatbots oder Voicebots ein prominentes Anwendungsbeispiel. Diese beantworten Standardfragen oder geben Informationen zu Angeboten weiter und befreien hierdurch L&D-Professionals von solchen Aufgaben. Ein weiteres Beispiel, das insbesondere im formellen Lernkontext Relevanz haben kann, ist das automatisierte Korrigieren von Prüfungen, und zwar nicht nur von Multiple-Choice-Antworten, sondern auch von Freitextantworten und ganzen schriftlichen Dokumenten. Als Beispiele, die von KI-basierten Systemen korrigiert werden

können, gelten beispielsweise die Bewertung von Verständnis, Engagement oder auch Verfolgung notwendiger sprachlicher Strukturen. Anwendungen in diesem Bereich werden beispielsweise als Robo Grader bezeichnet. Auch Planungsunterstützung und Ressourcenallokation sind Felder, in denen KI-basierte Systeme zum Einsatz kommen können. So ist zum Beispiel die effektive Planung von Lernangeboten und -zeiten ein Anwendungsfall. Ein Ziel kann sein, eine maximale Beteiligung einer bestimmten Zielgruppe zu erreichen oder die Zeiten so zu setzen, dass sie den Lerngewohnheiten und Bedürfnissen der Zielgruppe besonders entgegenkommen. Auch die Analyse von Lernumgebungen, des organisatorischen Lernklimas oder des Arbeitsumfelds sowie entsprechende Lernraumgestaltung und Lernobjektgestaltung verkörpern Anwendungsfelder für KI-basierte Systeme. Weiter können KI-basierte Systeme auch zur Evaluation von L&D-Professionals herangezogen werden. Im Bereich von Vorhersagen sind die prädiktive Analytik von Studienabbrüchen, Studienerfolg oder Noten, die mit Frühwarnsystemen einhergehen können, bekannte Beispiele. Solche Hinweise, aber auch andere Grundlagen werden ferner im Rahmen der Entscheidung über die Zulassung von Personen zu einem bestimmten Weiterbildungsprogramm oder einer Entwicklungsmassnahme beigezogen. Gerade bei Evaluation sind ethische Aspekte besonders zu beachten, da es hier bei einer ungünstigen Konfiguration des KI-basierten Systems zu systematischen Diskriminierungen kommen könnte.

In Bezug auf die Gestaltung von Rahmenbedingungen helfen diverse Analysen, die durch KI-basierte Systeme erstellt werden können. So zum Beispiel wie Gruppierungen wann und wie lernen, und wie dies noch besser ermöglicht werden kann. Darüber hinaus erscheint relevant, dass von Seiten der L&D-Professionals der Umgang mit KI-basierten Systemen selbst wiederum beobachtet und darauf geachtet wird, dass sie zielführend eingesetzt und der Umgang sowie die Nutzung mit diesen Systemen gefördert werden. Auch hierbei helfen gleichzeitig Daten, die durch das KI-basierte System erhoben und ausgewertet werden.

Als übergeordnete Anwendung sind lebenslange Lernprofile denkbar, die KI-basiert ständig angepasst werden und so in verschiedenen Lernsituationen die benötigte Personalisierung und Adaptivität ermöglichen könnten. Diese Vorstellung ist, wie bereits bei den beiden Vignetten zur Zukunft aufgezeigt, noch eine blosse Vorstellung.

Nachdem sowohl die Prozessschritte als auch die Elemente des Leistungsportfolios von Corporate Learning auf ihre jeweiligen Potenziale im Zusammenhang mit dem Einsatz KI-basierter Systeme beschrieben wurden, folgt nun eine übergeordnete Diskussion zur Anwendungsübersicht, die auffällige Aspekte aufnimmt.

Diskussion zur Anwendungsübersicht:

Bei allen Anwendungen ist zu berücksichtigen, dass bereits allein aufgrund der Möglichkeiten, NLP und Machine Learning zum Einsatz zu bringen, verschiedene bestehende Corporate-Learning-Angebote und -Prozesse auf niedrigschwellige Weise optimiert werden können. Zentrale Beispiele hierfür sind die vereinfachte Eingabe von Informationen durch mündliche statt schriftliche Sprache, Sprachsteuerungen statt Klicks und die bessere Analyse von Bildern und Videos. Auch der Einsatz von Sprachtechnologien zur Erstellung individueller Stimmen, personalisierte Oberflächen oder die verschiedenen Möglichkeiten an Stimmungsanalysen bieten in verschiedenen Anwendungsfällen neue Nutzenpotenziale.

Wie bereits von anderen Autor*innen festgestellt, unterliegt die Einschätzung, welche der denkbaren Anwendungen KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning tatsächlich sinnvoll sind, situativen Aspekten. Nicht alles, was technisch möglich erscheint, ist automatisch auch sinnvoll. Keller et al. (2019, S. 18) weisen deswegen darauf hin, dass von Fall zu Fall beurteilt werden sollte, ob der Einsatz KI-basierter Systeme tatsächlich wünschenswert ist.

Jede der thematisierten Anwendungen könnte einzeln weitererforscht und in der Praxis erprobt werden. Während es für einige bereits Beispiele und Angebote gibt (siehe Anhang 10: Marktanalyse), sind andere erst hypothetisch diskutiert. Auch tritt zutage, dass je nach Anwendungsfall und Fortschritt die verschiedenen Anwendungen einzeln oder im Verbund genutzt werden können. Ferner konnte festgestellt werden, dass der Einsatz von KI-Bestandteilen marginal sein kann und einzelne Teilschritte in einem Lernprozess optimiert oder ganze Lernprozesse umfasst. Die Frage nach der Zentralität des KI-Anteils ist entsprechend relevant, wenn darüber diskutiert wird, ob und wie KI-basierte Anwendungen im Kontext von Corporate Learning zum Einsatz kommen können. Je nach Anwendung handelt es sich um komplexe KI-basierte Systeme, während andere zum Beispiel basierend auf NLP einzelne Funktionen optimieren, die Lernprozesse ansonsten jedoch wie gehabt funktionieren. Auch unterscheiden sich die Anwendungen darin, ob sie komplementär und als Anreicherung des Bestehenden verwendet werden, Bestehendes teilweise ersetzen oder völlig neue Ansätze hervorbringen.

Das Beispiel des Human Tutor als Goldstandard und Leitmotiv für KI-basierte Systeme, der dazu führt, dass Lernprozesse so gestalten werden sollen, dass sie in formellen Lernkontexten schneller und effektiver werden, ist zwar bereits ein grosser Fortschritt, KI-basierte Systeme bringen aber auch disruptiveres Potenzial mit sich, wenn dieses Zielbild verlassen wird. Davon ist in der Literatur noch wenig zu finden, die AIED-

Forschungsdisziplin ist hier gemäss Roll und Wylie (2016, S. 583) zu wenig leitend. Die Autoren schlagen Folgendes vor:

„We suggest that AIED research should strike a balance between evolution (refining existing frameworks) and revolution (thinking more broadly and boldly about the role of ILEs).“ (Roll & Wylie, 2016, S. 583)

Aufgrund der Herangehensweise bei der Erstellung der Anwendungsübersicht, die sich an den im theoretischen Bezugsrahmen erarbeiteten Prozessschritten und Elementen des L&D-Leistungsportfolios ausrichtet, konnte die Ausrichtung auf reine formelle Lernkontexte verlassen werden; die Anwendungsübersicht zeigt Anwendungen in verschiedenen Elementen des Leistungsportfolios auf. Gleichwohl weisen auch diese Anwendungen tendenziell noch einen evolutionären statt disruptiven Charakter auf, da sie auf bekannten Prozessschritten und Elementen des Leistungsportfolios aufbauen. Eine disruptivere Betrachtung stellt ein Forschungsdesiderat dar. Die Anwendungsübersicht veranschaulicht, dass Anwendungen KI-basierter Systeme grundsätzlich in allen Prozessschritten und Elementen des Leistungsportfolios von Corporate Learning zum Einsatz kommen können und dass dabei die unterschiedlichen Nutzenpotenziale einzeln oder in Kombination realisierbar erscheinen. In der untersuchten Literatur im Rahmen der systematischen Literaturanalyse offenbart sich ein Fokus auf formelle Lern-Settings. Das Thema Kuratieren wird beispielsweise selten erwähnt, scheint aber für den Personalentwicklungskontext ein zentrales Element zu sein, was der Blick in die Praxisliteratur und die Marktanalyse vermuten lassen. Die Analyse der Anwendungen legt nahe, dass Themen wie Matching-Funktionalitäten, Empfehlungen/Kuratieren und Anwendungen im Bereich des Coachings im Corporate-Learning-Kontext eine höhere Relevanz aufweisen als im allgemeinen AIED-Bereich und sich dies insbesondere aufgrund der am Markt verfügbaren Anbieter zeigt. Die KI-basierten Einsätze aus dem Schulbereich zum Thema Administration erscheinen hingegen im Kontext von Corporate Learning auf den ersten Blick weniger direkt relevant, zum Beispiel die Berechnung von Abbrecherquoten, Zulassungsbedingungen oder das Korrigieren und Benoten grosser Mengen an Prüfungen. Dennoch sind diese Themen nicht irrelevant, da sie auf Herausforderungen im Kontext von Corporate Learning übertragen werden können, wie die Anwendungsübersicht ergeben hat. Weiter ist zu beachten, dass sich die erläuterten Anwendungen für modern AI-Lösungen eignen, dass sie je nach Anspruch an die Raffinesse und spezifischen Funktionalitäten allerdings möglicherweise auch ohne modern AI umgesetzt werden könnten, zum Beispiel durch Learning Analytics oder andere Ed-Tech-Lösungen, die nicht oder noch nicht KI-basiert sind. Die Analyse an aktuell bekannten und thematisierten KI-basierten Anwendungen im Bildungskontext, die im

Rahmen dieser Forschungsarbeit auf den Corporate-Learning-Kontext übertragen wurden, zeigt, dass einige der Themen Schlagwortcharakter besitzen, aber in den untersuchten Quellen nicht feingliedrig beschrieben werden. So sind personalisierte Lernpfade zum Beispiel omnipräsent in verschiedenen Publikationen – eine Beschreibung, wie diese tatsächlich funktionieren und was bei deren Entwicklung und Einführung beachtet werden muss, fehlt allerdings häufig. Im Rahmen der später folgenden Fallstudienuntersuchung wird für drei ausgewählte Corporate-Learning-spezifische Anwendungen eine solche Betrachtung erarbeitet. Interessant erscheint auch, dass sich die heutige Landschaft KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning noch damit auszeichnet, dass die einzelnen Anwendungen als Silos in der Praxis zur Anwendung kommen und aktuell keine Beispiele bekannt sind, in denen alle Prozessschritte und Elemente des Leistungsportfolios gleichzeitig mit KI-basierten Systemen abgedeckt werden. Dies erscheint eine Entwicklungslinie, die sich vermutlich in den nächsten Jahren schärfen wird und von Einzelanwendungen in Richtung Ökosysteme zielt.

Die hier veranschaulichten Anwendungen beziehen sich auf bekannte Beispiele KI-basierter Systeme in Literatur und Praxis. Je nach Anwendung erscheint der Übergang zwischen KI-basierten Systemen, Educational Data Mining und Learning Analytics als fließend. Es handelt sich Stand Ende 2021 um die ausführlichste Übersicht, die bisher gezielt für den Corporate-Learning-Kontext zu finden ist. Gemäss Chen et al. (2020, S. 3) liegt einer der Gründe, weshalb es wenige solcher vertieften Übersichten gibt, in der Tatsache, dass die Thematik schnellleibigen Veränderungen unterliegt und solche Auslegeordnungen nicht lange eine hohe Gültigkeit haben. Entsprechend sind auch die Analyse und Auslegeordnung, die in dieser Forschungsarbeit soeben durchgeführt wurden, nur eine Momentaufnahme.

7.6 Nutzenpotenziale, Befürchtungen und Risiken

In diesem Unterkapitel wird auf den Aspekt der Nutzenpotenziale eingegangen, die für die Beantwortung der Forschungsfrage 1 zentral sind.

Aus der untersuchten wissenschaftlichen Literatur geht hervor, dass ein KI-Einsatz in der Bildung mit zahlreichen Nutzenpotenzialen, aber auch Risiken und Hürden verbunden ist. Das folgende Zitat verdeutlicht dies:

„We can see them as risks or opportunities – and in some sense, they are both, depending on how the field positions itself relative to them.“ (Pinkwart, 2016, S. 779)

Da KI-basierte Systeme eines kritisch-reflektierten Umgangs bedürfen und die reine Fokussierung auf Nutzenpotenziale zu unkritisch wäre, werden nachfolgend neben den

Nutzenpotenzialen, die als Pro-Argumente gelten können, auch Befürchtungen und Risiken im Sinne von Kontra-Argumenten oder zumindest zu beachtenden Faktoren aufgearbeitet. Die Kenntnisse über Nutzenpotenziale, aber auch Gegenargumente sind zentral, um darüber entscheiden zu können, ob eine potenziell denkbare KI-basierte Lösung auch tatsächlich im Bereich Corporate Learning zum Einsatz kommen sollte und aus welchen Beweggründen. Je nach angestrebtem Nutzen wird eine andere Art an KI-basiertem System zielführend sein. Bei allen kommenden Ausführungen ist zu beachten, dass die Nutzenpotenziale teilweise durch ein KI-basiertes System allein oder durch eine Kombination KI-basierter Systeme mit menschlichen L&D-Professionals (Stichwort Augmentation) erreicht werden können oder dass gewisse Risiken und Befürchtungen durch eine Kombination aus Mensch und Maschine minimiert oder zumindest mitigiert werden können. Ziel dieser Forschungsarbeit ist eine vertiefte Auseinandersetzung und Analyse von Nutzenpotenzialen KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning. Neben den Nutzenpotenzialen und Hoffnungen, die mit KI-basierten Systemen im AIED-Kontext verbunden werden, sowie den damit verbundenen Anwendungen sind für eine informierte Entscheidung im eigenen Kontext ferner geäußerte Risiken und Bedenken zu berücksichtigen. Die Nutzenpotenziale und Risiken, die in der untersuchten wissenschaftlichen Literatur identifiziert werden konnten, werden nachfolgend anhand induktiv entstandener Kriterien gegliedert. Die Aussagen beziehen sich dabei auf unterschiedliche Anwendungen. Die generelle Auslegeordnung erlaubt eine kritisch-konstruktive Reflexion mit dem Thema KI im Bereich Corporate Learning und soll zu Diskussionen und Gestaltungsmöglichkeiten anregen. Diese kritisch reflektierende Auseinandersetzung wird laut Zawacki-Richter et al. (2019) Stand heute in der wissenschaftlichen Literatur noch unzureichend thematisiert: „Ein verblüffendes Ergebnis dieser Untersuchung ist der dramatische Mangel an kritischer Reflexion der pädagogischen und ethischen Implikationen sowie der Risiken der Implementierung von KI-Anwendungen in der Hochschulbildung.“ (eigene Übersetzung; S. 21). Die Erkenntnis von Zawacki-Richter et al. (2019, S. 21) bezieht sich auf den Hochschulkontext, lässt sich indes sinngemäss auf den Corporate-Learning-Kontext übertragen.

Die Analyse hat gezeigt, dass zwei Aspekte die Diskussion im Kontext von Corporate Learning rund um Nutzenpotenziale, aber auch Befürchtungen besonders prägen. Es handelt sich dabei um Themen, die spezifisch auf das Thema der individuellen Kompetenzentwicklung ausgerichtet sind. Dies sind zum einen die Personalisierung und Adaption als grosses Nutzenpotenzial und zum anderen das Thema des pädagogischen Mehrwerts, das kontrovers diskutiert wird. Diese beiden Aspekte werden in den folgenden

beiden Unterkapiteln vertieft beschrieben. Anschliessend folgt das Aufzeigen weiterer Nutzenpotenziale.

7.6.1 Kernnarrative: Personalisierung und Adaption

Wird über Nutzenpotenziale und Hoffnungen KI-basierter Systeme in der Bildung diskutiert, sind die Themen der Personalisierung und des adaptiven Lernens Kernnarrative in der AIED-Literatur. KI-basierten Systemen wird ein hohes Individualisierungs- und Personalisierungspotenzial zugesprochen. „Adaptive/personalized learning has become a key learning paradigm in the research community of educational technologies.“ (Xie et al., 2019, S. 14). Wie die vorherigen Ausführungen ergeben haben, beschränken sich die potenziellen Anwendungsgebiete von KI im Kontext von Corporate Learning nicht auf diese beiden Überthemen, werden aber häufig genannt. Es herrscht insbesondere die Hoffnung, durch KI-basierte Systeme das One-size-fits-all-Problem zu durchbrechen und Abhilfe zum fragwürdigen Giesskannenprinzip zu schaffen (Subrahmanyam & Swathi, 2018, S. 6). In Bezug auf die ähnlichen Überbegriffe ist eine präzisere Auseinandersetzung nötig, was aus verschiedenen Abhandlungen in der gesichteten Literatur hervorgeht. Die Begriffsverwendung zeichnet sich durch Unschärfe aus (Xie et al., 2019, S. 2; Zawacki-Richter et al., 2019, S. 18–19). Während einige Quellen die Stichworte Personalisierung, Individualisierung und Adaption näher ausführen, bleibt es bei anderen bei der Verwendung der generellen Begriffe (Keller et al., 2019, S. 17; Renz et al., 2020, S. 15; Roll & Wylie, 2016, S. 591; Somyürek, 2015, S. 222). Obwohl es Abgrenzungsversuche zwischen den Begrifflichkeiten personalisiertes Lernen, individualisiertes Lernen und adaptives Lernen gibt, werden sie im allgemeinen Sprachgebrauch und in wissenschaftlichen Studien häufig als Synonyme verwendet, insbesondere im Zusammenhang mit technologieunterstütztem Lernen (Xie et al., 2019, S. 2). Autoren wie Yang (2021) sprechen von Precision Education und verdeutlichen damit die angestrebte Feingranularität der Individualisierung. In dieser Forschungsarbeit wird Individualisierung mit Personalisierung gleichgesetzt und der Begriff ‚Precision Education‘ wird nicht verwendet. Relevant ist allerdings eine klare Ein- und Ausgrenzung personalisierten Lernens und adaptiven Lernens. Xie et al. (2019, S. 2) schlagen vor, die Begriffe anhand der folgenden Merkmale zu unterscheiden: Personalisiertes Lernen kann durch die Identifizierung und Nutzung individueller Merkmale der Lernenden erreicht werden, ohne dass im Lernprozess selbst eine laufende Anpassung an den Lernfortschritt erfolgt. Ein Beispiel hierfür sind Empfehlungen von Lernangeboten. Adaptives Lernen hingegen findet im Lernprozess statt und passt diesen entsprechend den Handlungen, Merkmalen und der Leistungen der

Lernenden an. Dafür können individuelle Merkmale und Präferenzen der Lernenden beigezogen werden, was aber nicht obligatorisch ist. Ein Beispiel dafür sind ITS. Der Personalisierung und der Adaptivität ist gemein, dass sie der Heterogenität von Lernenden und deren Bedürfnissen gerecht werden wollen und die Beachtung der Bedürfnisse der Lernenden im Zentrum stehen (Xie et al., 2019, S. 2).

- Personalisierung: Anpassung an die Bedürfnisse der Lernenden aufgrund zahlreicher denkbarer Dimensionen
- Adaptivität: Interaktion, dynamisch innerhalb des Lernprozesses, in Echtzeit, angepasst an die Lernenden

Als Grundlage zum Thema ‚Adaption und Personalisierung‘ bietet sich die Systematisierung aus der Medienpädagogik von Schaumburg (2021, S. 137–138) im Schulbereich an. Schaumburg (2021, S. 137) unterscheidet grob in drei Dimensionen von Personalisierung:

- „1. Didaktische Entscheidungsfelder: Personalisierung von Lernzielen, Lerninhalten, Lernmethoden, Lernpfaden, Lernzeit, Lernort
2. Eigenschaften der Schülerinnen und Schüler: Personalisierung mit Blick auf Vorwissen, Leistungsfähigkeit, Interesse, Motivation, Lernstil
3. Locus of Control: Steuerung und Auswahl des personalisierten Lernmaterials extern, d. h. durch die Lehrkraft bzw. durch ein Computerprogramm oder intern, d. h. durch die Schülerinnen und Schüler“ (Schaumburg, 2021, S. 137)

Personalisiertes Lernen wird hierbei entweder als strukturierte, adaptive Lernunterstützung angesehen (Locus of Control bei der Lehrkraft/dem Programm) oder die Personalisierung als offene Umgebung zur Förderung selbstbestimmten Lernens aufgefasst (Locus of Control bei den Lernenden). Schaumburg (2021, S. 137–138) unterscheidet grob zwischen einem behavioristisch-kognitivistischen Ansatz und einem konstruktivistischen Ansatz zur Personalisierung. Aus mediendidaktischer Sicht stehen sich diese beiden Auffassungen gegenüber, sind aber beide anschlussfähig mit KI-basierten Systemen. Während beim behavioristisch-kognitivistischen Ansatz die datengestützte Diagnose, Strukturierung und Optimierung von Lernprozessen im Sinne eines Instruktionsdesigns im Vordergrund stehen, betont der konstruktivistische Ansatz Elemente wie Selbststeuerung, Autonomie und Verantwortung der Lernenden in der Gestaltung ihrer individuellen Lernprozesse. Partizipation und Mitbestimmung in offenen Lernumgebungen sind hierbei zentrale Elemente (Schaumburg, 2021, S. 137–138). Personalisierte und adaptive Lernsysteme können nach diesen beiden Ansätzen gestaltet werden. Zwei typische Formen von lernerzentrierter Personalisierung sind personalisierte Lernpfade

sowie personalisierte Lerninhalte (Xie et al., 2019, S. 6). Ein Lernpfad ist eine Abfolge von Lernangeboten und Lernmaterialien, der es ermöglicht, Lernziele schrittweise zu erreichen. Als Orientierung für die Zusammenstellung von Lernpfaden können die verschiedenen Dimensionen und Ausprägungen von Personalisierung zugrunde liegen. Im Normalfall wird im Backend ein Lernermodell erstellt, um Variablen zu ermitteln, zu sammeln und zu aktualisieren, damit verschiedene Inhalte auf jede*n einzelne*n Lernende*n zugeschnitten werden können (Anandhavalli & Areej, 2020, S. 191). Solche Variablen können einzeln oder als Kombination an verschiedenen Dimensionen des personalisierten Lernens verwendet werden. Personalisierte Lerninhalte umfassen einzelne Kurse, zum Beispiel Lernvideos oder Podcasts, die in verschiedene Sequenzen aufgliedert werden und so ein möglichst passgenaues und auf die Lernenden zugeschnittenes Lernerlebnis ermöglichen (Anandhavalli & Areej, 2020, S. 195). Die Adaptivität wird dann erreicht, wenn zudem eine dynamische Facilitierung des Lernprozesses geschieht. Dies kann durch adäquate Schwierigkeitsgrade der Lerninhalte, eine geeignete Auswahl und Reihenfolge, treffende Lerntipps und Feedback zum Lernfortschritt innerhalb eines Lernmoduls geschehen (Xie et al., 2019, S. 2). Einige Autor*innen unterscheiden zwischen aktiver und passiver Adaptivität. Aktive Adaptivität wäre die Adaptivität in ersterem Sinne, passive Adaptivität würde dem hier beschriebenen Verständnis von Personalisierung entsprechen (Ciolacu et al., 2019, S. 18). Wie feingliedrig die Adaption erfolgt, kann gemäss Meier (2019c, S. 5) grob in die Logik von Inner-Loop und Outer-Loop unterteilt werden. Während im Outer-Loop der nächste Lernschritt aufgrund der Meisterung des vorhergehenden Lernschritts bestimmt wird, wird der Lerner im Inner-Loop differenzierter bei der Aufgabenbewältigung unterstützt. Personalisierte Lernpfade und personalisierte Lerninhalte können grundsätzlich manuell durch regel-/skriptbasierte Systeme oder Deep-Learning-Anwendungen umgesetzt werden. Gemäss Xie et al. (2019, S. 13) zeichnen sich heutige adaptive/personalisierte Lernsysteme dadurch aus, dass sie häufig entweder nach Struktur oder nach Sequenzen aufgebaut sind, jedoch noch selten beides kombinieren. Das heisst, dass meist entweder personalisierte Lernpfade ermöglicht werden, deren einzelne Bausteine indes nicht adaptiv gestaltet sind. Lerneinheiten, die adaptiv ausgestaltet sind, werden wiederum meist einzeln und nicht in Kombination mit einem Lernpfad angeboten. Die Kombination beider Arten erscheint allerdings als wahrscheinlich und könnte mit entsprechendem Aufwand umgesetzt werden.

Während das Domänenmodell veranschaulicht, was und in welcher Form adaptiert werden kann, ist das Lernermodell zentral, um festzulegen, für wen adaptiert wird. Wie bereits ersichtlich wurde, sind unzählige Arten von Personalisierung und Adaption

denkbar. Hierbei sind die benutzten Dimensionen/Parameter und deren Ausprägungen ausschlaggebend hinsichtlich der Art der Personalisierung. Die untersuchte Literatur thematisiert die folgenden Dimensionen/Parameter, die auf Personalisierung und Adaption einzahlen können:

Tabelle 32: Dimensionen zu Personalisierung und Adaption

(eigene Darstellung in Anlehnung an Anandhavalli & Areej, 2020, S. 191; Dhawan & Batra, 2021, S. 13; Du Boulay, 2019, S. 2906; Subrahmanyam & Swathi, 2018, S. 7; Xie et al., 2019, S. 9–10)

Tendenziell kognitiv	Tendenziell affektiv/emotional
– Lernleistungen – Zusammenarbeit/Kommunikation – Kognitive Belastung – Meinung/Lernerfahrungen von Lernenden – Lernstile – Kognitive Stile – Lernstrategien – Lerntempo – Profile – Portfolios, Dokumentationen – Demografische Informationen – Vorhandene Kompetenzen und Wissen – Arbeitsrollen und -funktionen – Meta-Kognition – Vorkenntnisse im zu bearbeitenden Lernthema – Erhaltene Feedbacks – Gegebene Feedbacks – Lernfortschritte – Gewählter Lernpfad, Schritte durch das Material – Korrekt oder inkorrekt gelöste Aufgaben	– Technologieakzeptanz/Lernabsicht, Lerneinstellungen/Erwartungen an das Lern-Engagement – Lernmotivation – Selbstwirksamkeit/Vertrauen – Interesse/Zufriedenheit – Lerneinstellungen/Lernmotivation – Lernangst – Emotionale Befindlichkeiten – Nonverbale Hinweise wie Gesichtsausdruck, Körpersprache, Gesten, Stimmlage und Modulationen. – Emotionen wie Ärger, Angst, Freude, Traurigkeit, Scham, Langeweile und Überraschung. – Einsatz im Lernprozess – Erwartungen – Selbstwirksamkeit/Vertrauen – Zufriedenheit – Präferenzen, Interessensgebiete – Fleiss – Lern- und arbeitsbezogene Ziele und Vorgaben, Lernvorstellungen

Gemäss der systematischen Analyse personalisierten und adaptiven Lernens im Hochschulkontext von Xie et al. (2019, S. 1) sind die Präferenzen von Lernenden, ihre Lernfortschritte, Profile und Lerndokumentationen zentrale Parameter aktuell erforschter KI-basierter Systeme. Diese und alle anderen Parameter können – je nach Art des Parameters – in Echtzeit erfasst werden oder aufgrund gezielt erhobener Daten oder historischer Daten in ein KI-basiertes System einfließen. Du Boulay (2019, S. 2906–2907) wie auch Xie et al. (2019, S. 9) unterscheiden explizit zwischen kognitiven und motivationalen/affektiven Parametern für die Gestaltung der Adaption und Personalisierung. Insbesondere der affektiven Ausrichtung der Adaptivität wird zugeschrieben, dass sie zur Erhöhung des Engagements von Lernenden verhilft, da hierdurch das Interesse gesteigert werden kann und Lernhürden wie Verwirrung, Frustration, Ängste oder Langeweile besser vermieden werden können (Dhawan & Batra, 2021, S. 13; Du Boulay, 2019,

S. 2906–2907). Gleichwohl stellt der Einbezug affektiver Komponenten aktuell noch ein Forschungsfeld dar, das weiter beleuchtet werden sollte (Richards & Dignum, 2019, S. 2888). Adaptive Lernsysteme können verschiedene Parameter kombinieren und so auch eine Kombination kognitiver, affektiver und anderer Dimensionen berücksichtigen. Nonverbale Hinweise können durch verschiedene Arten erhoben werden, beispielsweise Emotionserkennungen und Sentimentsanalysen, Bilderkennungen, Sprachanalysen und Videoanalysen oder durch Sensoren und Wearable Devices (Dhawan & Batra, 2021, S. 13). Insbesondere im Corporate-Learning-Kontext erscheint interessant, neben formellen Lehr- und Lernsituationen auch alltägliche Arbeitssituationen als Datengrundlage und Möglichkeit für Personalisierung und Adaption heranzuziehen. Wie Lernprozesse und Lernsituationen gestaltet werden, hängt mit dem Tutoren-Modell zusammen. Zudem gilt es im Rahmen KI-basierter Systeme, grundsätzlich die Sinnhaftigkeit verschiedener pädagogischer und didaktischer Möglichkeiten zu diskutieren, um ein Ziel zu erreichen. Auf diesen Aspekt wird nachstehend eingegangen.

7.6.2 Pädagogischer Mehrwert

„We should not strive for what is technically possible, but always ask ourselves what makes pedagogical sense.“ (Zawacki-Richter et al., 2019, S. 21)

In der Analyse zu Nutzenpotenzialen und Befürchtungen hinsichtlich KI-basierter Systeme im Bereich Corporate Learning war die Thematik des pädagogischen Mehrwerts omnipräsent. Neben ethischen und datenverbundenen Risiken offenbart sich insbesondere die Sorge um eine pädagogisch sinnvolle und lernwirksame Gestaltung KI-basierter Systeme als prominent. Dieser Diskussionspunkt zu pädagogischem Mehrwert und zugrunde liegenden Lehr- und Lerntheorien soll näher erläutert und ausdifferenziert werden. Zunächst wird hierfür der aktuelle Stand der wissenschaftlichen AIED-Literatur zusammengefasst, um dann einen Übertrag in den Kontext von Corporate Learning leisten zu können.

„AIED was born when learning was mostly perceived as an individual activity and when technologies were designed as individual workspaces.“ (Dillenbourg, 2016, S. 550)

Dillenbourg (2016, S. 557) zeichnet das Bild, dass in den Anfängen der AIED-Forschung Computerprogramme verwendet wurden, die keine Interaktion mit anderen Lernenden, Lehrenden oder anderen Programmen zuließen. Vielmehr bestand ein typisches Szenario darin, dass eine Einzelperson vor dem Computer sitzt und ohne weitere soziale Interaktionen lernt. Auch wenn die Untersuchung der Literatur den Eindruck stärkt, dass viele der AIED-Entwicklungen traditionelle und formelle Lehr- und

Lernformen als Zielbild nutzen und diese optimieren, kann gemäss Pinkwart (2016, S. 773–774) durchaus auch eine Verschiebung von behavioristischen zu kognitivistischen und zu konstruktivistischen Verständnissen in der AIED-Literatur beobachtet werden, etwa dahin gehend, dass computerbasierte Instruktionssysteme vermehrt durch Plattformen ersetzt werden, die selbstgesteuertes und selbstbestimmtes Lernen ermöglichen. Die untersuchten Publikationen veranschaulichen, dass sich die in der AIED-Literatur referenzierten Lehr- und Lerntheorien nicht auf retrograde Ansätze beschränken, wie es im Sinne von Befürchtungen zu KI-basierten Systemen geäussert wird. Obwohl diese Befürchtung mit diversen Beispielen widerlegt werden kann, existieren Gründe, weshalb die Befürchtung nicht haltlos ist. Der Fortschritt von AIED korreliert stark mit dem allgemeinen technologischen Fortschritt. Erst mit dem Aufkommen des Internets und anderen Software-Technologien (Dillenbourg, 2016, S. 554) konnten auch Fortschritte im Bereich AIED erreicht werden. Wie nachgewiesen wird, hängt der Fortschritt von AIED von pädagogischen, aber auch technologischen Fortschritten ab. Der technologische Fortschritt entwickelt sich gemäss Dillenbourg (2016, S. 557) und Pinkwart (2016, S. 773–774) indes um ein Vielfaches schneller als dazugehörige Lehr- und Lernverständnisse. Die Dominanz von Computer-Science-Forschenden in der Entwicklung KI-basierter Systeme birgt die Gefahr, dass der Fortschritt technisch getrieben ist und Theorien sowie die normative Orientierung von Seiten Bildungs- und Personalentwicklungsforschung zu wenig Beachtung geschenkt wird. Laut Zawacki-Richter et al. (2019, S. 22) gibt es aktuell nur wenige Belege für die Weiterentwicklung pädagogischer und psychologischer Lehr- und Lerntheorien im Zusammenhang mit KI-basierten Systemen in der wissenschaftlichen Literatur. Die Autorenschaft formuliert dies als Forschungsauftrag, um das herrschende Ungleichgewicht aufzulösen und KI-basierte Systeme vermehrt aus der Bildungsforschung und mit einer lehr- und lerntheoretischen Linse zu prägen. Dieser Forschungsauftrag kann sinngemäss auf die Personalentwicklungsforschung und Corporate Learning übertragen werden. Das Ungleichgewicht bedeutet nicht, dass nicht trotzdem bereits verschiedene Lernformen sowie Lehr- und Lerntheorien in der AIED-Literatur Eingang gefunden haben. Während die Hauptausrichtung auf individuelles Lernen in der AIED-Literatur vorwiegend ist (Dillenbourg, 2016, S. 550), zeigen sich neuere Anwendungen und Diskussionen vermehrt im Bereich kollaborativen Lernens, zum Beispiel Lernen in Gruppen (Du Boulay, 2019, S. 2913; Kumar et al., 2014, S. 1). Xie et al. (2019, S. 5–6), Richards und Dignum (2019, S. 2889) oder Tuomi (2018, S. 28) diskutieren konstruktivistische Ansätze als geeignete grundlegende Orientierung für KI-basierte Systeme. Xie et al. (2019, S. 14) formulieren die Vermutung, dass durch neue Möglichkeiten an kollaborativen und immersiven

Lernumgebungen auch die individuelle Kompetenzentwicklung und die Förderung von Denken höherer Ordnung eine höhere Wahrscheinlichkeit aufweisen, durch KI-basierte Systeme gefördert zu werden. Insbesondere die beiden Publikationen von Dillenbourg (2016) und Du Boulay (2019) thematisieren vertieft das Thema Lehr- und Lerntheorien sowie pädagogische Aspekte von AIED. Auch andere Autor*innen äussern sich explizit hierzu (Pinkwart, 2016; Popenici & Kerr, 2017; Zawacki-Richter et al., 2019), allerdings in geringerem Umfang.

„The main thrust of the criticisms about pedagogy is that the learner has little agency and is coerced along a particular, though individualised, learning path. While this may have been true of some specific kinds of ILE, it is not a general feature.“ (Du Boulay, 2019, 2905-2904)

Du Boulay (2019) setzt sich in seiner Publikation das Ziel, die Vielfältigkeit pädagogischer Ansätze rund um ITS und ILE aufzuzeigen und so der vielgenannten Kritik der behavioristischen Ausrichtung KI-basierter Lösungen entgegenzuwirken. Die Beispiele stammen aus dem Schulkontext und sind überwiegend im Bereich des formellen Lernens angesiedelt. Um seine Argumente vorzubringen, unterscheidet der Autor zwischen screen-level-pedagogy und orchestration-level-pedagogy: „Screen-level pedagogy of how individual systems work with a single student, from the orchestration-level pedagogy whereby such systems are deployed in the bigger temporal and spatial context of a whole class.“ (S. 2906) Folgende pädagogischen Ansätze werden in der untersuchten Literatur diskutiert und demonstrieren die Reichhaltigkeit pädagogischer Möglichkeiten auf, die durch KI-basierte Systeme umgesetzt werden können (Du Boulay, 2019, S. 2905–2906; Tuomi, 2018, S. 28):

Screen-level pedagogy:

- *Adaptive Unterstützung der Lernenden bei der Arbeit mit Problemlösungen, Arbeitsbeispielen und fehlerhaften Arbeitsbeispielen*

Beispiel: „Eine verwandte Technik beim Lernen von Konzepten besteht darin, dem Lernenden widersprüchliches Material zu präsentieren, um Verwirrung zu stiften, woraufhin, so hofft man, der Impuls entsteht, den Widerspruch zu untersuchen und aufzulösen. Diese Technik wurde von Lehman et al. (2013) in einem System mit mehr als einem pädagogischen Agenten angewandt, der dem/der Lernenden widersprüchliche Informationen lieferte. Sie fanden heraus, dass die Methode funktionierte und zu einem besseren Lernerfolg führte als bei einer Kontrollbedingung ohne Widersprüche.“ (eigene Übersetzung; Du Boulay, 2019, S. 2910)

- *Adaptive Unterstützung der Lernenden beim Lernen durch Lehren*
Beispiel: Teachable (conversational) agents. Bei dieser pädagogischen Methode steht der Aufbau von konzeptionellem Verständnis im Vordergrund, und weniger die Skill-Entwicklung wie beim vorherigen Beispiel. Betty's Brain ist eine der Anwendungen, welche bereits im Schulkontext im Einsatz ist. (Du Boulay, 2019, S. 2908) „Das System wird Betty's Brain genannt, weil die Erzählung, die die Interaktion unterstützt, darin besteht, dass der/die Lernende das konzeptionelle Verständnis der Figur im System (Betty) aufbaut und die Konzeptkarte, die aufgebaut wird, somit der Inhalt ihres Gehirns ist. Diese Täuschung zielt darauf ab, das potenzielle Unbehagen der Lernenden zu verringern, wenn ihre Kreation den Test nicht besteht: nicht sie sind gescheitert, sondern Betty.“ (eigene Übersetzung; Du Boulay, 2019, S. 2908)
- *Führung eines Dialogs mit den Lernenden über die zu lernenden Konzepte:*
Beispiel: „In a 17-year research programme based at University of Memphis, a range of dialogue-based tutors have been developed under the generic title, AutoTutor (Nye, Graesser, & Hu, 2014). AutoTutor typically engages with the learner by questioning them about a topic, eg, computer literacy or critical thinking, and then analysing and reacting to the adequacy of the learner's free-form answer in English.“ (Du Boulay, 2019, S. 2910)
- *Förderung der metakognitiven Reflexion über ihre Lernstrategien:*
Beispiel: In der Rolle als Lernbegleitung die Lernkompetenzförderung (learning about learning) unterstützen und fördern: „One characteristic of such a tool is that using AI, it models, prompts, and supports learners (to some degree) to engage or participate (alone, with a peer, or within a group) in using task-, domain-, or activity-specific learning skills.“ (Du Boulay, 2019, S. 2910)

Orchestration-level pedagogy:

- *Support for peer-to-peer social learning/adaptive Unterstützung und Facilitierung der Lernenden bei Gruppenarbeiten und Lernen in Tandems:*
Beispiel: „Within the AIED community, over two decades back, Baker (1994), applied discourse analysis techniques to model negotiation interaction in dyads. Similarly, Barros and Verdejo (2000) analysed group interaction to model learning processes.“ (Kumar et al., 2014, S. 3)
- *Flipped Learning:*
Beispiel: „Als weitere pädagogische Massnahme zur Orchestrierung können I-LEs zur Unterstützung bei den Hausaufgaben und nicht als Assistenten im

Klassenzimmer eingesetzt werden. [...] Wie die kognitiven Tutoren analysiert es jeden Schritt, den der Lernende bei der Lösung eines mehrstufigen Physikproblems macht, und gibt sofortiges Feedback und Hinweise. Durch den Einsatz von KI werden die Lernenden auch in einen Dialog über den Lösungsansatz für ein bestimmtes Problem eingebunden, d. h. darüber, welches physikalische Prinzip zur Lösung des Problems verwendet werden sollte, und es wird ihnen geholfen, das Problem zu konzeptualisieren.“ (eigene Übersetzung; Du Boulay, 2019, S. 2912)

– *Classroom Orchestration:*

Beispiel: „Das System soll der Lehrkraft helfen, ihre Zeit optimal zu nutzen, um herauszufinden, bei welchen Themen sie sich mehr einbringen muss, wenn sie die ganze Klasse unterrichtet, und um herauszufinden, welche Lernenden möglicherweise mehr unmittelbare, individuelle Hilfe benötigen, als das System allein leisten kann.“ (eigene Übersetzung; Du Boulay, 2019, S. 2913)

Diese Aufzählung ist nicht abschliessend, soll aber einen Eindruck bieten, welche pädagogischen Möglichkeiten in der AIED-Literatur zum aktuellen Zeitpunkt in Anwendungen vorkommen. Auch wenn die Literaturanalyse eine Reichhaltigkeit und Vielfalt an mit KI-basierten vereinbaren pädagogischen Ansätzen hervorbringt, dominieren aktuell folglich Studien im Bereich des formellen Lernens respektive im Schulkontext und Anwendungen auf Wissensaufbau statt Kompetenzentwicklung. Demnach vermögen es die aktuellen Forschungsschwerpunkte in AIED bei Weitem nicht, alle Bestandteile eines Corporate-Learning-Portfolios im Kontext der digitalen Transformation abzudecken. Dies erläutert auch Ley (2020), der explizit im Bereich von Corporate Learning pädagogische und didaktische Aspekte mit Blick auf Einsätze von KI thematisiert. Der Autor plädiert gemäss untenstehender Abbildung auf eine Ausrichtung hin zu Emergence statt Guidance bei der Erforschung KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning.

Anleitung			Entstehung
Lernen als Adaption an Wissen und Praxis	Kern-Lernprinzipien		Lernen als kollaborative Kreation von neuem Wissen und neuen Praktiken
Teacher agency	Agency		Learner agency
Gerüstbau, kognitive Ausbildung	Theoretische Ansätze		Schaffung und Reifung von Wissen
Gegeben	Wissensstrukturen		Entstehend
Ontologien, adaptive Lerntechnologie	Technologische Auswahl		Folksonomien, Technologie für kollaboratives Lernen

Abbildung 37: Design-Kontinuum für KI im Bereich Corporate Learning
(eigene Darstellung in Anlehnung an Ley, 2020, S. 335)

Ley (2020, S. 331) bestätigt, dass auch die Forschung im Bereich Workplace Learning in Verbindung mit Technologien häufig noch auf formelle Settings beschränkt ist und aufgrund des aktuellen Forschungsstands noch vermehrt auf der Guidance-Seite seiner Abbildung verortet werden muss (Ley, 2020, S. 331). Das folgende Zitat verdeutlicht diese Forderung:

„Beim Lernen am Arbeitsplatz ist das Lernen eng mit Arbeitspraktiken und -aufgaben verknüpft. Eine vereinfachende Übertragung von Technologien, die in formalen Bildungsumgebungen verwendet werden, scheint einige der Möglichkeiten der Integration von Arbeiten und Lernen zu vernachlässigen.“ (eigene Übersetzung; Short & Greener, 2014, zit. in Ley, 2020, S. 331)

Um relevant zu bleiben und künftig bedeutender werdende Kompetenzen sowie Lehr- und Lerntheorien abdecken zu können, fordern Roll und Wylie (2016, S. 583) eine vermehrte Ausrichtung auf Zukunftskompetenzen, mehr Eigenverantwortung und Personalisierung in Lernprozessen. Dafür gilt auch verstärkt, nicht nur formelle Lern-Settings oder eine möglichst genaue Abbildung einer herausragenden Lehrperson als Orientierung für KI-basierte Systeme heranzuziehen, sondern sich vermehrt an ermöglichungs-didaktischen Prinzipien und den im theoretischen Bezugsrahmen aufgearbeiteten Kontrastchiffren für Corporate Learning im Kontext der digitalen Transformation auszurichten (siehe Unterkapitel 3.3). Wie auch in der allgemeinen AIED-Literatur gefordert, sind nicht passive Lerner*innen, sondern aktive und eigenverantwortliche Lerner*innen, die intrinsisch motiviert sind, ins Zentrum der Überlegungen zu stellen (Du Boulay, 2019, S. 2912–2915). Auch der Einbezug des Arbeitskontextes, Theorien des Workplace Learnings, die Orientierung an Unternehmenszielen, der Zielgruppe der Erwachsenen und die Möglichkeit des Einbezugs von Anspruchsgruppen wie Führungskräften stellt Stand heute noch eine Forschungslücke dar.

Generell sind wenige Einführungs- und Wirkungsstudien zu KI-basierten Systemen im Bildungskontext zu finden. Es gibt zwar Meta-Studien und Meta-Analysen, die besagen, dass ITS leicht besser abschneiden im Vergleich zu einer Lehrperson, die mit einer ganzen Klasse gleichzeitig arbeiten, und dass ITS im Vergleich zu einer Direktbetreuung durch eine Lehrperson leicht schlechter abschneiden (Du Boulay, 2022, S. 5–6). Dennoch gelten die Wirkungen KI-basierter Systeme und insbesondere solche, die modern AI beinhalten, sowie andere Anwendungen als adaptive Lernsysteme und ITS betreffend noch nicht als ausreichend untersucht. Diese Aussage verschärft sich in Bezug auf den Kontext der Erwachsenenbildung und den speziellen Fokus auf Lösungen, die Machine Learning umfassen und der Auffassung von modern AI entsprechen (Dillenbourg, 2016, S. 556; Xie et al., 2020, S. 1–2; Pedró et al., 2019, S. 24; Randhawa & Jackson, 2020, S. 21; Richards & Dignum, 2019, S. 2889; Zawacki-Richter et al., 2019, S. 20). Im spezifischen Kontext von Corporate Learning konnte keine solche Studie identifiziert werden.

„Die Aufrechterhaltung der akademischen Skepsis in dieser Frage ist in der Bildung besonders wichtig, da es sich um einen Akt handelt, der auf die Vermittlung von Informationen und die Erinnerung daran reduziert werden kann. Wir müssen an dem Ziel festhalten, gebildete Köpfe und verantwortungsbewusste Bürger*innen auszubilden, die den allgemeinen Werten des Humanismus verpflichtet sind.“ (eigene Übersetzung; Popenici & Kerr, 2017, S. 3)

Der Aufruf von Popenici und Kerr (2017) ist weiterzuverfolgen – sei es durch die aktive Mitarbeit in der Prägung und Entwicklung des Fortschritts neuer KI-basierter Systeme in Corporate Learning oder bei der reflektierten Auswahl bestehender Anwendungen, die in den eigenen Kontext übertragen werden können.

Anschliessend an die Abtiefungen zu den Aspekten der Personalisierung/Adaption sowie dem pädagogischen Mehrwert KI-basierter Systeme erfolgt die weitere Analyse zu Nutzenpotenzialen.

7.6.3 Nutzenpotenziale mit Fokus auf die individuelle Kompetenzentwicklung

„The underlying intentions behind the use of AI systems are just as diverse as the applications themselves.“ (Keller et al., 2019, S. 17)

Die in der Literatur identifizierten Nutzenpotenziale, die mit KI-Lösungen zu Bildungszwecken verbunden werden, lassen sich in fünf Hauptkategorien¹⁰ einordnen:

- 1) Effektiver lernen/learn better: Besseres Lernerlebnis, Effektivitätsgewinne zur individuellen Kompetenzentwicklung
- 2) Effizienter lernen/learn more for less, or learn the same for less: Effizienzgewinne für die individuelle Kompetenzentwicklung und für L&D-Professionals, Kosten- und Zeiteinsparungen
- 3) Skalierung von Lernen/more learners: Skalierung, Demokratisierung, Distribution individueller Kompetenzentwicklung
- 4) Orientierung und bessere Entscheidungen zur Optimierung der individuellen Kompetenzentwicklung/more targeted learning and better decisions
- 5) Neue Erkenntnisse zum Lernen/new insights for learning: neue Erkenntnisse und Entscheidungshilfen zur Optimierung individueller Kompetenzentwicklung

Ziel der Hauptkategorien ist es, zentrale Facetten zu beleuchten, die in der Literatur diskutiert werden. Die Kategorien sind nicht in allen Fällen trennscharf. Je nach Betrachtungsweise könnten sich auch andere Strukturierungsoptionen anbieten. Ferner können die verschiedenen Nutzenpotenziale in Kombination auftreten oder je nach Situation in einem Zielkonflikt stehen. Sie beziehen sich primär auf die Hauptzielgruppen der Mitarbeitenden/Lernenden sowie auf die L&D-Professionals. Das heisst, die Aussagen aus der Literatúrauswahl werden wiederum auf Corporate Learning übertragen. Die Kenntnis über die Nutzenpotenziale hilft, geeignete Use Cases und Einsatzgebiete für KI-basierte Systeme zu diskutieren, einzuschätzen und zu entwickeln. Je nach vordergründigem Nutzenpotenzial werden andere KI-Lösungen für Corporate Learning von Interesse sein. Während bei gewissen Nutzenpotenzialen, beispielsweise beim Thema Adaption, typische Lösungen KI-basierter Systeme wie adaptive Lernsysteme existieren, sind bei anderen noch weniger klare Anwendungsfälle bekannt und erforscht. Weiter ist zu beachten, dass bei den nachfolgenden Ausführungen ein besonderes Augenmerk auf KI-spezifische Nutzenpotenziale gelegt wird. Bekannte und generelle Vorteile digitaler Lernmöglichkeiten, etwa orts- und zeitunabhängiges Lernen, oder die Wahlfreiheit in Bezug auf Online-Lernangebote (Somyürek, 2015, S. 233) werden nicht separat aufgeführt. Ziel ist es, KI-spezifische Aspekte für Corporate Learning

¹⁰ Pedró et al. (2019, S. 32) nutzen die Unterscheidung learn better, learn more und learn different things. Aufgrund der Literaturanalyse und der dort aufgekommenen Nutzenpotenziale wird in dieser Forschungsarbeit eine Einteilung in andere übergeordnete Nutzenpotenziale für Corporate Learning als aussagekräftiger erachtet, weshalb diese entsprechend eingeführt werden.

herauszufiltern und so auch ein besseres Verständnis hinsichtlich des Veränderungspotenzials und des Neuigkeitswerts zu erreichen. Teilweise werden zur Verdeutlichung konkrete Beispiele angefügt.

Beitrag KI-basierter Systeme zu besseren Lernerlebnissen und zur Effektivität von Lernprozessen

- *Personalisierung, Individualisierung und Adaption:* Mit KI-basierten Systemen wird versucht, das One-size-fits-all-Problem zu lösen und dem Giesskannenprinzip entgegenzutreten (Dhawan & Batra, 2021, S. 13). Aufgrund der Zentralität von Personalisierung, Individualisierung und Adaption in der AIED-Literatur wurde dieses Nutzenpotenzial bereits vorweggenommen (siehe Abschnitt 7.6.1) und wird an dieser Stelle nicht mehr weiter behandelt.
- *Zeitnahe und allzeitige Inputs während des Lernprozesses:* Eine weitere Hoffnung, die mit KI-basierten Systemen in Bildungskontexten in Verbindung gebracht wird, sind die Möglichkeiten rund um die zeitnahe und allzeitige Begleitung von Lernenden. Keller et al. (2019, S. 17) heben Realtime-Consulting und Unterstützung sowie die Erreichbarkeit rund um die Uhr von KI-basierten Systemen als besonderen Vorteil hervor, besonders dann, wenn andere Alternativen wie Beratende oder Lehrende nicht anwesend sind.
- *Formative statt summative Evaluation:* Ein weiteres Nutzenpotenzial wird in vermehrtem „Lifelogging“ gesehen (Cope et al., 2020, S. 8). Die Autor*innen zeigen auf, dass im Zeitalter eines quantifizierten Selbst, bei dem beispielsweise jeder Schritt durch Smart Devices gemessen wird, auch der Bildungskontext anknüpfen könnte. So sollten Lernfortschritte sofort und nicht erst am Ende eines Lernprozesses verdeutlicht werden können und entsprechend frühzeitig auf den Lernprozess eingewirkt werden. So können KI-basierte Systeme für eine fortlaufende Bewertung und Unterstützung von Lernenden eingesetzt werden. Die zeitnahen und in den Lernprozess integrierten Evaluationen können dabei vermehrt einen formativen Charakter einnehmen, statt als summative Leistungsevaluation eingesetzt zu werden (Roll & Wylie, 2016, S. 591).
- *Erhöhung der Beteiligung, Interaktion und des Engagements von Lernenden:* Dem Einsatz KI-basierter Systeme wird ein Nutzenpotenzial zugesprochen, das über eine reine Wissensvermittlung und passive Haltung von Lernenden hinausgeht (Anandhavalli & Areej, 2020, S. 196). Mit „Make education more human, not less“ verdeutlichen Cope et al. (2020, S. 1) ein Nutzenpotenzial, das sich in unterschiedlichen Ausprägungen zeigen kann. Gegenüber herkömmlichen Lehr- und Sachbüchern oder klassischen Seminarräumen können KI-basierte Systeme

durch ihre digitalen und dynamischen Eigenschaften mehr Interaktionsmöglichkeiten bieten (Subrahmanyam & Swathi, 2018, S. 6), etwa Chatbots, denen nachgesagt wird, dass sie je nach Thematik die Barriere zur Konversation minimieren und so zu mehr Beteiligung und Interaktion von Lernenden führen können (Keller et al., 2019, S. 17). Durch den Einsatz von Natural Language Processing werden schriftliche, aber auch mündliche Interaktionen möglich. Wearable Devices werden als weitere Möglichkeit diskutiert, die eine regelmässige Interaktion facilitieren können (Xie et al., 2019, S. 14). Eine andere Perspektive auf die Vergrösserung der Interaktion und Beteiligung durch KI-basierte Systeme liegt in der Augmentationsperspektive. Durch die Entlastung von L&D-Professionals von Aufgaben, die durch KI-basierte Systeme automatisiert werden können, sowie durch eine effizientere Vermittlung von Wissensinhalten durch adaptive Lernsysteme werden Ressourcen freigesetzt, die für aktive Lernprozesse verwendet werden können (Anandhavalli & Areej, 2020, S. 196).

- *Motivation, keep learners engaged:* Der Einsatz KI-basierter Systeme führt je nach Anwendung zu neuen Lernerlebnissen. Die Steigerung der Lernmotivation durch den Einsatz KI-basierter Systeme und eine abwechslungsreichere Gestaltung von Lernprozessen durch den Mix an herkömmlichen und neuen, KI-basierten Lernerlebnissen ist eine gehegte übergeordnete Hoffnung. Dies hängt nicht zuletzt wiederum mit den verschiedenen Möglichkeiten der Individualisierung, besseren Anpassung auf die Interessen und Bedürfnisse der Lernenden und somit der Gewährleistung einer höheren Relevanz der Lerninhalte und -ziele zusammen (Du Boulay, 2019, S. 2915; Keller et al., 2019, S. 17). Ein weiteres Beispiel, wie die Lernmotivation oder auch das Engagement gestärkt werden können, besteht in der Möglichkeit, die Aufmerksamkeit oder das Engagement von Mitarbeitenden zu monitoren und bei allfälligen Schwierigkeiten durch motivierende Hinweise eine Auflockerung, zusätzliche Tipps oder die Benachrichtigung relevanter Anspruchsgruppen wie Peers, Führungspersonen oder L&D-Professionals für zusätzliche Unterstützung zu erreichen (Zhang & Aslan, 2021, S. 7). Dies kann insbesondere in eigenverantwortlichen, digitalen und selbstregulierten Lernprozessen eine relevante Unterstützung sein, wie es Vrontis et al. (2021) beschreiben: „Addressing issues related to low engagement and isolation in web-based training.“ (S. 1250) Auch die Ergänzung mit verschiedenen Arten von Interaktionen, die ein KI-basiertes System beispielsweise durch verschiedene pädagogische Agenten bieten kann, wird als motivierend veranschaulicht (Maity, 2019, S. 657). Gleichwohl steht dieser Hoffnung die Limitierung durch den

Neuigkeitseffekt gegenüber, der mit der Zeit abnimmt. Folglich erscheint dieses Nutzenpotenzial kurzfristig interessant, ist indes weniger geeignet, als alleiniges Ziel eines KI-basierten Einsatzes nachhaltig gelten zu können. Randhawa und Jackson (2020, S. 22) stellen zudem den Link zwischen erhöhter Jobzufriedenheit von Bildungsverantwortlichen dar, da sie durch KI-basierte Systeme von mühsamen und automatisierbaren Aufgaben entlastet werden.

- *Soziales Lernen ankurbeln:* Entgegen den Anfängen von AIED, in denen die Anwendungen KI-basierter Systeme auf das klassische Setting einer 1:1-Beziehung zwischen Lernenden und Lehrenden begrenzt waren, offenbaren sich Stand heute verschiedene Optionen, auch soziales und kollaboratives Lernen zu fördern. Du Boulay (2019, S. 2913) legen dar, dass KI-basierte Systeme das Potenzial besitzen, sozialen Beziehungen zwischen Lernenden, zwischen Gruppen sowie zwischen Lernenden und Lehrenden zu berücksichtigen und anzupassen, etwa durch die Unterstützung asynchroner Lernprozesse in Gruppen, durch Hinweise zu Personen, die für ein bestimmtes Thema kontaktiert werden könnten, Hilfestellungen für die Formulierung gegenseitigen konstruktiven Feedbacks oder zur Bildung und Facilitierung geeigneter Lerngruppen oder Communities (Pinkwart, 2016, S. 781). Ein konkretes Beispiel erläutern Zawacki-Richter et al. (2019): „Casamayor et al. (2009) konzentrieren sich auf die Unterstützung von Lehrer*innen bei der Überwachung und Erkennung von Konfliktfällen beim kollaborativen Lernen. In dieser Studie liefert der intelligente Assistent den Lehrkräften eine Zusammenfassung des individuellen Fortschritts jedes Gruppenmitglieds und der Art der Beteiligung jedes Einzelnen in ihren Arbeitsgruppen, Benachrichtigungen, die aus der Erkennung von Konfliktsituationen abgeleitet werden, und Informationen über den Lernstil jedes Schülers. Es werden Interaktionen protokolliert, so dass die Lehrkräfte eingreifen können, wenn sie es für angebracht halten.“ (eigene Übersetzung; S. 16)
- *Mehr Einblicke in den Lernprozess und entsprechend bessere Möglichkeiten, zu unterstützen sowie unerwünschtes oder ineffektives Verhalten zu minimieren:* Durch den Einsatz KI-basierter Systeme können Lernprozesse besser beobachtet werden, und zwar sowohl formelle, informelle, synchrone als auch asynchrone – in grosser Anzahl. Diskutierte Beobachtungspunkte sind beispielsweise, welche Inhalte die Lernenden lernen, welche Herausforderungen sich ihnen stellen, wie sie lernen, wie sie sich dabei fühlen, aber auch, ob sie unaufmerksam sind oder unerwünschtes Verhalten demonstrieren (Renz et al., 2020, S. 15). Solche Auswertungen lassen sich auch auf den Arbeitskontext übertragen. Es kann

beispielsweise beobachtet werden, wann eine Person einen bestimmten Input benötigt oder Schwierigkeiten bzw. freie Zeit für einen Lerninhalt hat. Durch die Auswertungen kann in Echtzeit in den Lern- und Arbeitsprozess eingegriffen und entsprechend unterstützt werden oder es können im Vorlauf/Nachgang notwendige Massnahmen ergriffen werden. Zudem können solche Warnhinweise oder Erkenntnisse nicht nur an die L&D-Professionals weitergegeben werden, sondern auch direkt an die Lernenden. Pedró et al. (2019, S. 12) erklären, dass bei asynchronem kollaborativen und computergestützten Lernen KI-basierte Systeme unterstützen können, indem sie die asynchronen Gruppendiskussionen verfolgen und die Lernbegleitung über mögliche Schwerpunkte oder Schwierigkeiten informieren. Auch wird KI-basierten Systemen zugeschrieben, dass sie die Differenzierung und Individualisierung in klassischen Klassenraum-Settings erhöhen und Lernende in ihrem eigenen Tempo und mit der adäquaten Schwierigkeitsstufe lernen können (Timms, 2016, S. 703). Ein grosses Potenzial wird auch darin gesehen, dass die beschränkte Zeit menschlicher Dozent*innen oder L&D-Professionals zielgerichtet auf Lernende oder Themenfelder gelegt werden kann und so die verfügbare Zeit lernwirksamer und effektiver eingesetzt wird. Eine weitere Stufe für dieses Nutzenpotenzial wird im Einsatz KI-basierter Systeme für erste Hilfestellungen gesehen, die beispielsweise Zeit überbrücken können, bis menschliche Hilfestellungen geleistet werden können.

- *Komplementierung bestehender Lernprozesse:* Der Einsatz KI-basierter Systeme im Bereich Corporate Learning wird nicht nur als neue Alternative zu formellen Lernprozessen diskutiert, sondern ebenfalls als Ergänzung davon. Insbesondere der Aspekt, dass formelle Bildung allein nicht ausreicht, um die individuelle Kompetenzentwicklung im Kontext der digitalen Transformation ausreichend anzukurbeln und weitere Lernprozesse für das lebenslange Lernen sowie die Schliessung von Kompetenzlücken erforderlich sind, ist ein Narrativ in der AIED-Literatur. In diesem Zusammenhang werden KI-basierte Systeme nicht nur als Optimierung oder Substitution bestehender Lernprozesse thematisiert, sondern gleichsam als Ergänzung zu herkömmlichen Lernprozessen und Lernangeboten.
- *Mehr persönliche Lernbegleitung und menschliche Interaktion aufgrund Entlastung bei Routine- und Administrationsaufgaben:* Ein weiteres häufig genanntes Nutzenpotenzial liegt grundsätzlich im Argument, dass durch die Befreiung von Routine-Tasks, der Delegation einfacherer Wissensinhalte an KI-basierte Systeme oder von administrativen Aufgaben Ressourcen von L&D-Professionals

freigesetzt werden können (Keller et al., 2019, S. 17). Diese können entsprechend für eine bessere persönliche Begleitung der individuellen Kompetenzentwicklung genutzt und die Lernerlebnisse so verbessert werden (Pedró et al., 2019, S. 12–13; Zawacki-Richter et al., 2019, S. 21). Cope et al. (2020) verdeutlichen dieses Nutzenpotenzial mit folgender Aussage:

„Unsere wichtigste Erkenntnis ist, dass künstliche Intelligenz - im Zusammenhang mit den Praktiken der elektronischen Datenverarbeitung, die sich im letzten Dreivierteljahrhundert entwickelt haben - niemals in irgendeiner Weise die Rolle des Lehrers/der Lehrerin ‘übernehmen’ wird, weil sich ihre Funktionsweise und ihre Aufgaben so grundlegend von der menschlichen Intelligenz unterscheiden. Innerhalb der Grenzen, die wir in diesem Beitrag beschreiben, bietet KI jedoch das Potential, die Bildung in einer Weise zu verändern, die - vielleicht kontraintuitiv - die Bildung menschlicher und nicht weniger menschlich macht.“ (eigene Übersetzung; S. 1)

- *Mehr Aufmerksamkeit pro lernende Person:* Randhawa und Jackson (2020, S. 21) veranschaulichen anhand des Beispiels von Sprachenlernen, dass virtuelle KI-basierte Tutoren jederzeit und intensiv pro lernende Person zur Verfügung stehen und so die Begleitung und das Monitoring des Lernfortschritts ausgiebiger wahrnehmen können als ein*e menschliche*r Trainer*in.
- *Niedrigschwelliger Zugang:* Keller et al. (2019, S. 17) erklären, dass eine Konversation oder das Fragenstellen gegenüber einem Chatbot eine kleinere Hürde darstellen, als direkt mit Lehrenden in Kontakt zu treten.
- *Simulationen und immersive Lernerlebnisse:* KI-basierte Systeme können in Form von Simulationen immersive Lernerlebnisse schaffen und Lerninhalte entsprechend realistischer und praxisnaher gestalten. Dies ist beispielsweise in Situationen wertvoll, in denen falsche Entscheidungen weitreichende Konsequenzen hätten, oder ein Training in der realen Welt aus Kostengründen oder Knappheitsgründen nicht möglich wäre. KI kann hierbei für die Gestaltung der in der Lernumgebung vorhandenen pädagogischen Agenten oder auch für das Design möglichst realistischer Lernsituationen genutzt werden (Kreutzer & Sirrenberg, 2020a, S. 185; Maity, 2019, S. 654; Vrontis et al., 2021, S. 1250; Zawacki-Richter et al., 2019, S. 4; Zhang & Aslan, 2021, S. 7).
- *Angepasstes Tempo und Schwierigkeitsgrade:* „Es wird häufig festgestellt, dass das Tempo von Schulungsprogrammen nicht für alle Lernenden geeignet ist (Ford et al., 2017). KI hat das Potenzial, den Fortschritt von Mitarbeitenden im Schulungsprogramm auf der Grundlage regelmässiger Tests oder

Leistungskennzahlen zu messen. Dadurch kann das System das Tempo des Schulungsprogramms an die Lernfähigkeiten der Mitarbeitenden anpassen.“ (eigene Übersetzung; Maity, 2019, S. 659)

- *Ein sicherer Ort zum Üben:* Eine künstliche Übungsumgebung oder Simulation kann für mehr Sicherheit sorgen, als dies in einem Live-Setting der Fall ist. Gleichwohl müssen für die Schöpfung dieses Nutzenpotenzials die Datenschutzrechte und Gewährung von Privatsphäre geeignet ausgestaltet sein, um Vertrauen in die künstliche Lernumgebung und das KI-basierte System zu schaffen.
- *Voreingenommenheit/menschlichen Bias reduzieren:* Neben Befürchtungen, dass KI-basierte Systeme Verzerrungen und verschiedene Bias skalieren können, wird ihnen umgekehrt auch das Potenzial zugesprochen, subjektive menschliche Bias verringern zu können. Dies erscheint beispielsweise in einem Coaching-Prozess oder auch im Rahmen von Aufnahmeentscheidungen oder der Beurteilung von Prüfungsleistungen als Nutzenpotenzial.
- *Die zentrale Rolle der Vorgesetzten im Lern- und Entwicklungsprozess stärken*

Das letzte ausgeführte Nutzenpotenzial zum Thema der Effektivität von Lernprozessen leitet über zur zweiten Kategorie – die Effizienzgewinne durch KI-basierte Systeme im Bereich Corporate Learning.

Beitrag KI-basierter Systeme zu Effizienzgewinnen für die individuelle Kompetenzentwicklung und für L&D-Professionals

- *Einsparung von Lernzeit:* Die Einsparung von Lernzeit ist ein häufig genanntes Argument in Bezug auf den Einsatz KI-basierter Systeme. Durch die Personalisierung und Adaption der Lerninhalte und Lernprozesse kann Lernzeit bei den Lernenden eingespart werden. Mitarbeitende können schneller und zielorientierter neue Kompetenzen erwerben.
- *Einsparungen bei Begleitung von Seiten der L&D-Professionals:* Koteneinsparungen ergeben sich zum einen direkt aus der geringeren Lernzeit, die durch KI-basierte Systeme ermöglicht wird, zum anderen indirekt durch die Verringerung der menschlichen Aufwände für die Lernprozessbegleitung.
- *Automatisierung/Befreiung von Routine-Tasks:* Typische Beispiele für Automatisierung finden sich in Themenbereichen wie administrativen Routine-Aufgaben, Planungen, Übersetzungen, Kuratieren, Bewertungen, Assessments, Eignungsabklärungen, Bestimmung von Lerngruppen, wiederkehrenden Evaluationen und Messungen oder der Beantwortung wiederkehrender Standardfragen (Keller et al., 2019, S. 17; Maity, 2019, S. 660 Zawacki-Richter et al., 2019, 12, 21).

- *Einsparungen bei Content Creation:* Auch die Erstellung und Gestaltung von Lernressourcen kann durch KI-basierte Systeme automatisiert sowie optimiert werden (Anandhavalli & Areej, 2020, S. 188; Maity, 2019, S. 652).

Beitrag KI-basierter Systeme zu Skalierung/Demokratisierung/Distribution individueller Kompetenzentwicklung

„Good AIED systems could really be of help due to problems in the educational systems (most importantly, not enough teachers, not enough learning resources and large classes).“ (Pinkwart, 2016, S. 780)

Einfachere Zugänge zu Lernressourcen, Lernen jederzeit, an jedem Ort und in sämtlichen Lebensphasen ermöglichen sowie einfachere Zugänge zu Lernressourcen schaffen verkörpern Aspekte, die bereits durch herkömmliche digitale Lernmedien adressiert werden können. Durch den Einsatz KI-basierter Systeme können solche Lösungen auf unterschiedliche Weise optimiert und erweitert werden:

- *Skalierung verschiedener Lernformen:* Die Vervielfachung digitaler Lerninhalte wie Videos, Quiz, Podcasts, Buchzusammenfassungen und weiterer digitaler Lernressourcen an eine grosse Menge an Mitarbeitenden und Lernenden ist bereits aktuell möglich. Durch KI-basierte Systeme können neu auch Lernformen skaliert werden, die bislang eine menschliche Interaktion vorausgesetzt hätten. So wird die Begleitung informeller Lernprozesse durch KI-basierte Systeme, die Reflexionsprozesse anstossen, Lerntipps geben oder zu Lernaktivitäten aufrufen, beispielsweise denkbarer. Die Skalierung von Lernen über alle Lebensphasen hinweg und mithin lebenslanges Lernen kann mit KI-basierten Systemen besser in der Breite gefördert werden (Roll & Wylie, 2016, S. 592).
- *Ausgleich fehlender Ressourcen:* Ein weiteres Nutzenpotenzial kann im Ausgleichen mangelnder verfügbarer menschlicher Optionen liegen. Dies kann an Gründen einer regionalen oder zeitlichen Verfügbarkeit liegen, einer allgemeinen Knappheit einer bestimmten Expertise oder auch an dem Aspekt, dass die Betreuung einer grossen Anzahl an Lernenden nicht mit ausreichend L&D-Personal abgedeckt werden kann (Hrastinski et al., 2019, S. 431). „ITS have enormous potential, especially in large-scale distance teaching institutions, which run modules with thousands of students, where human one-to-one tutoring is impossible.“ (Zawacki-Richter et al., 2019, S. 4)
- *Skalierung bereits skalierten Lernangebote in einer besseren Qualität:* Während verschiedene digitale Lernangebote bereits für eine grosse Menge an Personen frei zugänglich sind (Stichwort: Open Educational Resources oder auch MooCs),

kann durch den Einsatz eines KI-basierten Systems eine zusätzliche Qualität erreicht werden. Je digitaler die Lernprozesse bereits aufgestellt sind, desto einfacher lässt sich dies bewerkstelligen (Pedró et al., 2019, S. 24). Alenezi und Faisal (2020, S. 6) weisen auf das Problem hin, dass Online-Lernangebote oftmals wenig Interaktionen zulassen und eine im Verhältnis passive respektive konsumierende Lernendenrolle verlangen. Dies kann durch KI-basierte Systeme facilitiert werden. Durch die verschiedenen Interaktions- und Personalisierungsmöglichkeiten bleiben die Lernangebote nicht auf einer abstrakten Ebene, sondern können sich den Lernenden individuell anpassen und so zumindest teilweise wieder eine Qualität einnehmen, die bisher nur durch Menschen erzeugt werden konnte. Solche Optimierungen können sich wiederum auf individuelle und kollaborative Lernprozesse beziehen (Pinkwart, 2016, S. 781).

- *Demokratisierung*: Die Demokratisierung verschiedener Lern- und Entwicklungsangebote ist ein Versprechen, das insbesondere im Bereich von Coaching- und Mentoring-Angeboten häufig als Argument genannt wird, aber auch bei allgemeinen Bildungsangeboten thematisiert wird (siehe Einzelfallanalyse zu LeaderAmp@CoachNet). Dies bedeutet, dass durch KI-basierte Systeme Lösungen und Angebote für eine grössere Menge an Mitarbeitenden oder Lernende zugänglich gemacht werden können, die bisher durch die Verfügbarkeit menschlicher Ressourcen beschränkt waren, etwa die Möglichkeit, gecoacht zu werden, oder eine*n persönliche*n Sprachlehrer*in zu haben, wie die folgenden beiden Beispiele von Pedró et al. (2019) illustrieren: „Liulishuo ist eine anpassungsfähige Plattform, die 600.000 Schüler*innen zum Preis eines einzigen Lehrers Englisch beibringt. Master Learner entwickelte einen ‘Superteacher’, der 500 Millionen Fragen von Studierenden, die sich auf die Aufnahmeprüfung für die Gaokao-Universität vorbereiten, gleichzeitig beantworten kann.“ (eigene Übersetzung; S. 13). Kreutzer und Sirrenberg (2020a) zeigen unter dem Schlagwort der Demokratisierung zudem auf, dass KI-basierte Systeme in Situationen zur Anwendung kommen können, bei denen bessere Alternativen fehlen: „Besonders gross ist der Bedarf in Drittweltländern, wo viele Menschen oft keinen oder nur begrenzten Zugang zu Bildung haben. KI-Systeme könnten zur Demokratisierung von Bildung über das Internet beitragen - abhängig von den jeweiligen Regierungen und der vorhandenen Infrastruktur.“ (eigene Übersetzung; S. 184)
- *Überwindung von Sprachbarrieren*: Durch KI-basierte Systeme können bestehende Lerninhalte in andere Sprachen übersetzt werden. Auch die

Simultanübersetzung hilft dabei, Sprachbarrieren zu überwinden und Wissen breiter zugänglich sowie besser verständlich zu machen.

- *Durch Abdeckung der Masse mehr Kapazität für Speziallösungen:* Eine Variante, die von Subrahmanyam und Swathi (2018, S. 6) diskutiert wird, ist die Abdeckung von Massenbildungsprozessen durch KI-basierte Systeme, um für Zielgruppen mit speziellen Bedürfnissen, die besondere Aufmerksamkeit benötigen und nicht über Standardlösungen abgedeckt werden können, mehr Zeit und Ressourcen zur Verfügung zu haben. Umgekehrt können KI-basierte Systeme für ganz spezifische Zielgruppen eingesetzt werden.

Skalierte personalisierte und individuelle Lernerlebnisse sind ohne KI-basierte Systeme folglich nur bedingt umzusetzen. Allerdings gilt das Bewusstsein, dass eine Skalierung von wünschbaren, aber auch unerwünschten pädagogischen Praktiken möglich ist. Solche Befürchtungen sind in der aktuellen AIED-Diskussionen bekannt und werden an späterer Stelle in Form von Risiken des KI-Einsatzes im Kontext von Corporate Learning aufgenommen (siehe Abschnitt 7.6.4). Skalierung und Demokratisierung haben zum Vorteil, dass hierdurch mehr Daten gewonnen werden können, die wiederum zur Verbesserung der Anwendungen und mehr Erkenntnissen führt. Ein weiterer Aspekt, der erst durch KI-basierte Systeme möglich wird, besteht in einer verbesserten Orientierung und besseren Entscheidungen.

Beitrag KI-basierter Systeme zur Orientierung, besseren Entscheidungen und somit zur Optimierung der individuellen Kompetenzentwicklung

Eine grosse und noch neuere Herausforderung ist die wachsende, schnelllebige und übersichtliche Auswahl an Open Educational Resources und anderen Lernangeboten, Lerninhalten und Lernzielen. Für diese Herausforderung, die in den vergangenen Jahren an Brisanz zunimmt, können KI-basierte Systeme Abhilfe schaffen.

- *Ordnung:* Aufgrund der Informationsflut und Vielfältigkeit von Lerninhalten ist es schwierig bis unmöglich, als Mensch die Übersicht zu behalten. Die Identifikation und Indexierung vorhandener Inhalte zur Erzielung von Wiederverwendbarkeit und Auffindbarkeit von Lernangeboten ist hierfür eine Lösung. Diese kann durch KI-basierte Systeme, zum Beispiel durch automatische Klassifizierung und domänenspezifische Konzepthierarchien, angegangen werden (Anandhavalli & Areej, 2020, S. 189).
- *Orientierung:* Die massive Informationsflut und vermehrt schnelllebige Inhalte sowie sich verändernde Anforderungen an Mitarbeitende und Lernende sind als Einzelperson schwierig zu bewältigen. Durch KI-basierte Systeme können

Muster in grossen Datenmengen und Angeboten erkannt und eine Struktur sowie Orientierung, beispielsweise durch Empfehlungen, erreicht werden.

- *Zielgerichtete Entwicklungsmassnahmen:* KI-gestützte Analysen und Prognosen können Lernenden und L&D-Professionals dabei helfen, adäquate Übereinstimmungen zwischen Lerninhalt und Lernbedürfnis zu finden. Durch sich erhöhende Kenntnisse über das Umfeld der Lernenden und die Lernenden selbst erscheint dieses Nutzenpotenzial als besonders hoch und ausbaufähig.
- *Weniger Bias:* Während Bias aufgrund verzerrter Daten eine Hauptsorge und grosse Herausforderung KI-basierter Systeme ist, wird KI-basierten Systemen das Nutzenpotenzial zugesprochen, gleichzeitig auch für fairere, objektivere und weniger voreingenommene Entscheidungen oder Beratungen eingesetzt werden zu können, die nicht auf individuellen und subjektiven menschlichen Einschätzungen und Beziehungen beruhen (Ahmad et al., 2020, S. 41–42; Alenezi & Faisal, 2020, S. 2; Maity, 2019, S. 656).
- *Vorbereitung auf eine ungewisse Zukunft, bessere Vorhersagen:* „KI-gestützte Analysen und Prognosen können die Verantwortlichen für die Bildungssysteme bei einer wichtigen Aufgabe unterstützen: dem Abgleich der Bedürfnisse der Menschen (in Bezug auf Kompetenzen und Berufswünsche) mit den Anforderungen der zukünftigen Arbeitgeber. Theoretisch können so Lehrpläne frühzeitig an die Anforderungen des zukünftigen Arbeitslebens angepasst werden, um Qualifikationen zu vermitteln, die nicht gestern oder heute, sondern morgen gebraucht werden.“ (eigene Übersetzung; Kreutzer & Sirrenberg, 2020a, S. 179). Ein solches Nutzenpotenzial könnte durch die Analyse an grossen Datenmengen und Prognosen durch KI-basierte Systeme ermöglicht werden. Kreutzer und Sirrenberg (2020a, S. 179) bezeichnen dieses Nutzenpotenzial indes für die meisten Länder als Fiktion.
- *Strategischere Rolle von L&D-Professionals:* Qiu und Zhao (2019, S. 149–150) veranschaulichen das Nutzenpotenzial, dass HRM und Corporate Learning durch den Einsatz KI-basierter Systeme eine strategischere Rolle einnehmen können. Durch Echtzeit-Analysen von Daten und vermehrt datenbasierte Entscheidungen und neue Erkenntnisse kann Corporate Learning besser mit der Unternehmensstrategie verknüpft werden und wertvolle Impulse für die Umsetzung der Strategie leisten. Dieses Nutzenpotenzial ist insbesondere für L&D-Professionals und Corporate-Learning-Abteilungen relevant, da es die Bedeutung der Funktion und der Thematik weiter stärken kann. Ein zweiter Grund, weshalb KI-basierte Systeme dabei helfen können, dass L&D strategischer wird, ist die Entlastung von

weniger strategischen Aufgaben. „Training and development professionals shall be able to devote more time in strategizing training practices, promoting and monitoring training transfer and innovating training method.“ (Maity, 2019, S. 657)

- *Bessere Entscheidungsfindung von Seiten der L&D-Professionals*: Durch Informationen, die KI-basierte an L&D-Professionals liefern können, können prioritäre Zielgruppen und Handlungsfelder besser entdeckt, besser über die richtigen Investitionen entschieden und zum Beispiel die geeigneten Angebote und Anbieter*innen für das jeweilige Ziel und die Zielgruppe ausgewählt und Selektionen für die Teilnahme an möglicherweise exklusiven Entwicklungsprogrammen ohne Bevorzugungen vorgenommen werden (Maity, 2019, 657, 660).

Neben der verbesserten Orientierung über verschiedene Lerninhalte, Lernziele und notwendige Kompetenzen, die entweder zu Händen von L&D-Professionals oder direkt für die eigenverantwortlichen Lernenden eingesetzt werden, liegt ein weiteres Nutzenpotenzial KI-basierter Systeme in neuen Erkenntniszugängen für Wissenschaft und Praxis.

Beitrag KI-basierter Systeme zu neuen Erkenntnissen für die Wissenschaft und Praxis

Durch die Möglichkeiten, grosse und neue Datenmengen auswerten zu können, versprechen KI-basierte Systeme neue Einblicke in Lernprozesse und Lernverhalten von Mitarbeitenden. Insbesondere können durch neue technologische Möglichkeiten und den vermehrten Einsatz von Sensoren Daten über Lernende oder Lernangebote gesammelt werden, die weit über explizite Antworten von Nutzern hinausgehen.

- *Hinweise zur besseren Modellierung der verschiedenen Modelle*: Durch die Möglichkeit, grosse Mengen und neue Daten auszuwerten, können durch KI-basierte Systeme Muster erkannt werden, die ansonsten grösstenteils im Verborgenen bleiben würden oder durch herkömmliche Erhebungen nicht erhoben werden könnten (Dillenbourg, 2016, S. 546). Verbale und nonverbale Interaktionen können zum Beispiel als Analysegrundlage dienen. Solche neuen Zugänge können Einblicke in ausgefeilte Modelle von Affekt, Engagement, Metakognition und selbstgesteuertem Lernen liefern oder auch verschiedene Lernstrategien und viele weitere Aspekte vertiefter analysieren (R. Baker, 2016, S. 604). So wird es immer besser möglich, Lernprozesse des Menschen zu verstehen und die Modelle, die für KI-basierte Systeme benötigt werden, zu spezifizieren und noch besser auf das Individuum auszurichten.

- *Hinweise für die Generierung neuer Lehr- und Lerntheorien:* Ferner ist damit die Hoffnung verbunden, durch KI auch neue Erkenntnisse zum Lernen zu erhalten (R. Baker, 2016, S. 604). Durch den Einsatz KI-basierter Systeme können Aspekte aufgedeckt werden, die ansonsten im Verborgenen geblieben wären. Dillenbourg (2016, S. 548) nennt diesbezüglich die Analyse und Visualisierung von Problemlösewegen von Lernenden. KI-basierte Systeme können Muster erkennen, die aufgrund der Grenzen der menschlichen Wahrnehmung und des Unvermögens, grosse Datenmengen entsprechend auszuwerten, ansonsten unmöglich mit vertretbarem Kosten- und Zeitaufwand zu erkennen wären. „It should be possible to explain why certain patterns in learning behaviors lead to higher or lower levels of success.“ (Keller et al., 2019, S. 17)
- *Bewusstes Suchen nach neuen Ansätzen:* Pinkwart (2016, S. 781–782) weist ausserdem darauf hin, dass durch die Möglichkeiten von AIED auch versucht werden soll, aus der Komfortzone bekannter Lehr- und Lerntheorien auszubrechen und neue Ansätze auszuprobieren sowie zu experimentieren. Beispielsweise können durch den Einsatz KI-basierter Systeme unter Umständen neue Typen von Lernmaterialien erkannt und entwickelt werden. Hier könnte generatives Design zum Einsatz kommen, bei dem ein KI-basiertes System in kürzester Zeit verschiedene Lösungsvarianten erstellt.
- *Zielgruppe besser verstehen:* Auch für L&D-Professionals können KI-basierte Systeme bedeuten, dass die Präferenzen und Bedürfnisse von Zielgruppen besser verstanden werden und entsprechend Lernprozesse oder Assessments sowie Rahmenbedingungen zielgerichteter gestaltet werden.
- *Innovativ sein und Erfahrungen sammeln:* Ein weiterer Beweggrund oder auch Nutzenpotenzial, KI-basierte Systeme im AIED-Kontext zu nutzen, ist zudem, dass dies eine Möglichkeit ist, als innovativ zu gelten und Erfahrungen mit solchen Technologien zu sammeln.

Die Nutzenpotenziale sind abhängig von den Problemstellungen und Zielsetzungen einer Corporate-Learning-Abteilung. Pinkwart (2016) verdeutlicht mit seiner Feststellung: „We can see them as risks or opportunities – and in some sense, they are both, depending on how the field positions itself relative to them“ (S. 779), dass die zugrunde liegenden Problemstellung und Zielsetzung entscheidend sein können, ob ein Nutzenpotenzial als erstrebenswert betrachtet wird und mit welcher Priorität. Je nach Zielsetzung können eine möglichst schnelle Abhandlung und Einsparung an Lernzeit bei den Lernenden erste Priorität sein oder die Wirksamkeit individueller Kompetenzentwicklungsmassnahmen und deren motivierende Gestaltung stehen im Vordergrund.

Abhängig vom Schwerpunkt der Zielsetzung würde das KI-basierte System anders aufgesetzt und entsprechend als sinnvoll oder weniger sinnvoll erachtet werden (Du Boulay, 2019, S. 2908). Auch kommen je nach angestrebten prioritären Nutzenpotenzialen andere Arten KI-basierter Systeme infrage. Darüber hinaus ist nicht nur eine Zielhierarchie notwendig, sondern unter Umständen auch eine bewusste Abwägung zwischen verschiedenen Nutzenpotenzialen und dem Verzicht auf einige davon, da sich diese in einem Spannungsfeld, zum Beispiel zwischen Effektivität (Kosteneinsparungen) und der Qualitätserhöhung von Lernerlebnissen befinden. Je nach Problemstellung kann indes eine Kombination von Nutzenpotenzialen angestrebt werden. Eine visualisierte Zusammenfassung aller Nutzenpotenziale wird im Unterkapitel 9.4 zur Verfügung gestellt.

Den zahlreichen Nutzenpotenzialen gegenüber stehen Befürchtungen und Risiken, die mit dem Einsatz KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning verbunden sind. Die nachfolgende Analyse soll hervorbringen, welche Aspekte es für eine verantwortungsvolle Nutzung zu adressieren gilt.

7.6.4 Befürchtungen und Risiken

„Ein verblüffendes Ergebnis dieser Untersuchung ist der dramatische Mangel an kritischer Reflexion der pädagogischen und ethischen Implikationen sowie der Risiken der Implementierung von KI-Anwendungen in der Hochschulbildung.“ (eigene Übersetzung; Zawacki-Richter et al., 2019, S. 21)

Die Erkenntnis von Zawacki-Richter et al. (2019, S. 21) bezieht sich auf den Hochschulkontext, lässt sich aber direkt auf den Corporate-Learning-Kontext übertragen. Trotz oder gerade wegen des festgestellten Mangels an solchen kritischen Reflexionen zu Risiken beim Einsatz KI-basierter Systeme im Bildungs- und Corporate-Learning-Kontext wird nachfolgend ein besonderes Augenmerk auf Befürchtungen und Risiken gelegt. Die Analyse zeigt, dass die drei in Unterkapitel 4.9 beschriebenen prominenten Gefahren und Herausforderungen KI-basierter Systeme auch in der AIED-Literatur wiederzufinden sind:

- Fehlende Nachvollziehbarkeit/KI-Systeme als Blackbox
- Datenbasierte Verzerrungen und Bias
- Sorgen und Ängste auf individueller und organisationaler Ebene

Ferner tritt zutage, dass durchaus Risiken und Befürchtungen in der untersuchten Literatur geäußert werden. Risiken und Befürchtungen, die im Zusammenhang mit KI-basierten Systemen in der untersuchten Literatur identifiziert werden konnten, sind folgende:

- *Zweifelhafter pädagogischer Wert:* Im Bildungskontext prominent sind Befürchtungen hinsichtlich des pädagogischen Werts KI-basierter Lösungen. Themenpunkte zu dieser Befürchtung wurden aufgrund der Zentralität bereits im Abschnitt 7.6.2 adressiert. Insbesondere die Sorge, dass durch KI-basierte Systeme veraltete oder theorielose Lehr- und Lernverständnisse angewendet werden, wird zentral geäußert (Bendel, 2003, S. 233; Du Boulay, 2019, S. 2915; Richards & Dignum, 2019, S. 2895). So sind eine zu hohe Bildschirmzeit, fehlende Akzeptanz, Orientierungslosigkeit oder zu wenig Fokus auf Kompetenzentwicklung sowie informelles Lernen zentrale Befürchtungen (Ley, 2020, S. 331; Somyürek, 2015, S. 222).
- *Verpuffender Neuigkeitseffekt:* „Die meisten Studien zeigten (manchmal leicht) positive/zufriedenstellende vorläufige Ergebnisse in Bezug auf die Leistung der ITS, aber sie berücksichtigten nicht den Neuigkeitseffekt, den eine neue technologische Entwicklung in einem Bildungskontext haben könnte.“ (eigene Übersetzung; Zawacki-Richter et al., 2019, S. 14)
- *Fehlendes Vertrauen:* Ob die Aktionen und Resultate KI-basierter Systeme auch angenommen und entsprechend umgesetzt werden, korreliert stark mit dem Faktor des Vertrauens in die KI-basierte Lösung. Aufgrund verschiedener Aspekte, beispielsweise fehlende Nachvollziehbarkeit, Unsicherheiten in Bezug auf den Zweck oder teilweise noch beschränkte Funktionalitäten, erscheint als ein Risiko, dass die Anwender*innen dem KI-basierten System zu wenig vertrauen und es so entweder nicht oder nicht ideal genutzt wird.
- *Demotivation und Enttäuschungen:* Ein weiteres Risiko wird darin gesehen, dass Stand heute unrealistische Erwartungen an KI-basierte Systeme gestellt werden, die beim tatsächlichen Einsatz sowie bei der Nutzung nicht eingelöst werden können (Bendel, 2003, S. 233). Dies sorgt unter Umständen für mehr Enttäuschung und negative Auswirkungen in Bezug auf den Einsatz KI-basierter Systeme, als wenn eine Problemstellung ohne KI-Anteile gelöst worden wäre.
- *Nicht intendierte Auswirkungen:* KI-basierte Systeme werden, wie in den Nutzenpotenzialen bereits aufgezeigt, zur Erhöhung der Lernwirksamkeit eingesetzt. Gleichwohl ist denkbar, dass aufgrund der fehlenden Erfahrung mit den tatsächlichen Auswirkungen solcher Interventionen gegenteilige Effekte erzielt werden. Zur Verdeutlichung dieser Befürchtung dient ein Beispiel aus dem Hochschulkontext von Keller et al. (2019): „[A]uf Konferenzen werden häufig Bedenken geäußert, dass die automatisierte Vorhersage von Studien(miss)erfolgen und Leistungsrückmeldungen die Motivation der Studierenden negativ beeinflussen

könnten. So sei es denkbar, dass das Versenden von E-Mails mit Warnungen vor drohendem Scheitern eine*n Studierende*n so verunsichert, dass er/sie sein Studium vorzeitig abbricht. Dies geht einher mit der Forderung eines Experten, dass die Validität von Vorhersagen gewährleistet sein muss, damit verlässliche Erklärungen geliefert werden können.“ (eigene Übersetzung; S. 18). Darüber hinaus weisen Renz et al. (2020) auf mögliche Konsequenzen auf den Lernprozess hin: „Im Hinblick auf die Speicherung von Lerndaten besteht die Gefahr, dass Fehlentscheidungen, die ein wichtiger Bestandteil des Lernprozesses sind, durch die Datenverfolgung einen sicheren, geschützten Raum verlieren“ (eigene Übersetzung; S. 25). Als zusätzliche Schwierigkeit gilt die Undurchsichtigkeit KI-basierter Anwendungen: „Ein interaktives System, das autonom und anpassungsfähig ist, ist jedoch schwer zu überprüfen und vorherzusagen, was zu unerwarteten Aktivitäten oder unerwünschtem Verhalten führen kann.“ (eigene Übersetzung; Richards & Dignum, 2019, S. 2894)

- *Übervereinfachung komplexer Probleme:* „Die Gefahr besteht natürlich darin, Daten und Kodierung als absolute und nicht als relative Quelle der Orientierung und Unterstützung zu betrachten. Bildung ist viel zu komplex, um nur auf Datenanalyse und Algorithmen reduziert zu werden. Wie bei digitalen Technologien im Allgemeinen bieten digitale Daten keine saubere technische Lösung für Bildungsdilemmata - egal wie überzeugend die Ergebnisse auch sein mögen.“ (eigene Übersetzung; Selwyn, 2016, p. 106, zit. in Zawacki-Richter et al., 2019, S. 21). Ley (2020, S. 340) ergänzen, dass sich die Daten meist auf jene beschränken, die mit einer beobachtbaren Aktivität zusammenhängen. Emergente Wissensstrukturen zu erfassen, ist entsprechend schwieriger bis unmöglich. Weiter sind Themen rund um Kompetenzentwicklung und Lernen oftmals nicht nur durch die direkte Lernumgebung beeinflusst, sondern umfassen ebenfalls Informationen und Einflüsse aus der erweiterten Arbeits- und Lebenswelt von Personen: „Diese Probleme liegen im Grossen und Ganzen ausserhalb der Lernumgebung und sind daher schwer zu erfassen und in ein Vorhersagemodell einzubeziehen.“ (eigene Übersetzung; Daniel, 2019, S. 106). Ferner wird bei schwachen KI-Lösungen ein Betrachtungsfokus gewählt und andere Foki werden dafür ausgeschlossen: „Künstliche Intelligenz kann die Kompetenz eines Bewerbenden für die Stelle beurteilen, aber nicht seine Teamfähigkeit oder Kompatibilität mit der Unternehmenskultur.“ (eigene Übersetzung; Qiu & Zhao, 2019, S. 151)
- *Von der Vergangenheit auf die Zukunft schliessen:* Diese Sorge rund um die zu starke Vereinfachung komplexer Vorgänge wird durch die Sorge ergänzt, dass

sich KI-basierte Systeme ausschliesslich auf historische und aktuelle Daten stützen, die je nach Anwendung aber Schlüsse auf künftige Ereignisse generieren. Dies erscheint insbesondere aufgrund der Merkmale der digitalen Transformation wie Schnelligkeit und Unsicherheit kritisch. Das Schliessen solcher Daten auf künftige Handlungen wird als problematisch betrachtet, insbesondere dort, wo die Vergangenheit bereits eine starke Verzerrung beinhaltet. Keller et al. (2019, S. 6) führen das Beispiel an, dass aufgrund fehlender Vergangenheitsdaten oder Unterrepräsentationen bestimmter Aspekte Menschengruppen aufgrund des Einsatzes von Algorithmen systematisch diskriminiert werden können. Ein Beispiel ist die Untervertretung Schwarzer Menschen in Universitäten im deutschsprachigen Raum, was die Zulassungschancen verringern könnte. In diesem Fall wäre dies keine bewusste Entscheidung, sondern die Daten beinhalten diese Verzerrung bereits von Natur aus. Solche Verzerrungen können unter Umständen grosse Konsequenzen für ein Individuum haben, weshalb hier mit höchster Vorsicht vorgegangen werden muss. Gleichwohl stellt sich die Frage, inwiefern solche inhärenten Verzerrungen überhaupt erkannt werden können oder ob sie sich über die Zeit unbemerkt verstärken. Dessen ungeachtet weist R. Baker (2016) darauf hin, dass sich Zielgruppen über die Zeit wandeln und sich Merkmale ändern können: „Studierende verändern sich mit der Zeit. Automatisierte Interventionen müssen daher im Laufe der Zeit neu überprüft und angepasst werden. So hat sich beispielsweise die allgemeine Einstellung der Studierenden gegenüber intelligenten Tutorsystemen in den letzten 20 Jahren offenbar stark verändert.“ (eigene Übersetzung; S. 608) Auch zeigt sich hier das Potenzial für Diskriminierungen.

- *Stereotypisierung*: Das allgemeine Risiko in Bezug auf Verzerrungen wird im Bildungskontext insbesondere auch im Zusammenhang mit der Generierung von Stereotypen thematisiert (Keller et al., 2019, S. 6). Sind die Daten verzerrt, zum Beispiel aufgrund fehlender Repräsentierbarkeit der einbezogenen Daten oder gänzlich fehlender Datenpunkte, kann dies negative Auswirkungen auf die Funktionsweise KI-basierter Systeme haben, etwa bei Entscheidungen, wer zu welchen Lernangeboten zugelassen wird oder wem welche Erfolgchancen zugeordnet werden.
- *Kontext- und kulturelle Passung, beschränkte Übertragbarkeit*: Keller et al. (2019, S. 18) weisen darauf hin, dass heutige KI-basierte Systeme häufig durch China oder Amerika geprägt und entsprechend an Werten und ethischen Überlegungen aus diesen Ländern ausgerichtet sind. Je nach Einsatzgebiet kann dies

unerwünschte Folgen haben. Das Zitat von R. Baker (2016) verdeutlicht dies: „Selbst wenn ein Modell für seine ursprüngliche Trainingsstichprobe optimal genau ist, kann es an Genauigkeit verlieren, wenn sich das System, in dem es eingesetzt wird, ändert, wenn sich die akademische Kultur um es herum ändert oder wenn sich die Bevölkerungsgruppen, für die es verwendet wird, verändern.“ (eigene Übersetzung; S. 610)

Perrotta und Selwyn (2019, S. 255) erklären, dass die Übertragung auf verschiedene kulturelle Kontexte unreflektiert geschieht, was unerwünschte Effekte bedingen kann. Auch kann sein, dass die Entwickler*innen der KI-basierten Lösung eigene Bias haben, die unbewusst in die Lösung einfließen (Popenici & Kerr, 2017, S. 11).

- *Hoher Aufwand/Kosten:* Ein weiteres Gegenargument für KI-basierte Systeme im Bereich Corporate Learning liegt in den Aufwänden und Kosten für die Erstellung sowie den Unterhalt der Systeme. Entwicklung und Aufsetzung sind tendenziell mit hohen Investitionskosten und Ressourceneinsätzen verbunden, bei denen nicht in jedem Anwendungsfall klar aufgezeigt werden kann, ob sich die Investition auch tatsächlich lohnt. Aufgrund der Spezifika KI-basierter Systeme ist ferner ein sorgfältiges Monitoring der Systeme erforderlich, damit sie auch über die Zeit möglichst wenige Verzerrungen generieren. Sollte eine Strategie zur korrekten Einbettung auch über eine längere Zeitspanne hinweg fehlen, liegt die Vermutung nahe, dass die Systeme sich in eine ungewollte Richtung entwickeln können oder es die hohen Anfangsinvestitionen nicht wert sind. Als Verdeutlichung dient folgendes Zitat von R. Baker (2016): „Automated interventions can be time-consuming to author. Researchers seldom report how long it took them to develop new interventions, but authoring an entirely new behavior for a pedagogical agent is not cheap. For example, it took this author several months to design and implement the pedagogical agent which responded to gaming the system in Cognitive Tutors (Baker et al., 2006). That agent only worked in a small number of Cognitive Tutor lessons.» (S. 607). Weiter wird auch die Wartung als beachtlicher Aufwand beschrieben (Hrastinski et al., 2019, S. 440).
- *Angst vor Substitution und Dehumanisierung:* Die Angst vor Substitution ist eine Befürchtung, die mit dem Einsatz und der Nutzung KI-basierter Systeme im Bereich Corporate Learning und im Bildungswesen einhergeht und oftmals genannt wird. Obwohl aufgrund der Stärken und Schwächen von Mensch und Maschine sowie der verschiedenen Augmentationsformen eine vollständige Substitution vollständiger Jobprofile als nicht sehr realistisch und futuristisch für L&D-

Professionals eingestuft werden kann, sind die Befürchtungen dennoch ernst zu nehmen. Insbesondere die Befürchtung einer Dehumanisierung von Bildungsprozessen aufgrund des Einsatzes KI-basierter Systeme ist bemerkenswert (Keller et al., 2019, S. 17; Zawacki-Richter et al., 2019, S. 2). „Es eliminiert einen Grossteil der menschlichen Interaktion, der Unterstützung durch die Lehrenden und der Diskussionen und Debatten mit Gleichaltrigen, die wir brauchen, um unser kritisches Denken zu verbessern.“ (eigene Übersetzung; Du Boulay, 2019, S. 2905)

- *Falsche Schlüsse:* „Inaccurate input data will produce wrong results which will jeopardize the whole learning experience instead of benefiting it.“ (Alenezi & Faisal, 2020, S. 13) Die Herausforderung besteht darin, dass die Erkennung falscher Schlüsse schwierig ist, wie R. Baker (2016) erläutert: „Automatisierte Interventionen können fehleranfällig sein. Kein Vorhersagemodell ist perfekt (auch menschliche Vorhersagen sind nicht perfekt). Ein automatisiertes System kann nicht erkennen, wenn ein Modell eindeutig falsch ist, etwa aufgrund ungewöhnlicher Umstände oder eines veränderten Kontextes. Sollte eine automatische Intervention nicht korrekt sein, ist es für ein System schwierig, dies zu erkennen und den Kurs zu ändern. Noch wichtiger ist, dass das System, wenn ein automatischer Eingriff auf unerwartete Weise schief geht (der Schüler fängt an zu weinen), nur begrenzte Möglichkeiten hat, dies zu erkennen und Massnahmen zu ergreifen.“ (eigene Übersetzung; S. 607)
- *Fragezeichen in Bezug auf Verantwortungs- und Haftungsthemen:* „Auswirkungen von Fehlern: Im Bildungswesen können Fehler schwerwiegende Folgen haben. Wenn KI bei der Entscheidungsfindung eingesetzt wird, ist es wichtig, die potenziellen Folgen und Risiken auf verschiedenen Ebenen zu ermitteln. Wenn der KI-Algorithmus den Schüler*innen die falsche Lektüre oder einen ungeeigneten Clip empfiehlt, kann dies zu schwerwiegenden sozialen oder wirtschaftlichen Problemen führen“ (eigene Übersetzung; Ahmad et al., 2020, S. 42). Rechenschaft, Haftung und Integrität sind Stichworte, die in Bezug auf den Einsatz KI-basierter Systeme diskutiert werden müssen und als Risiken erkannt wurden. Was geschieht beispielsweise, wenn sich die automatisierten Entscheidungen, die die Schüler*innen in ihrem Lernprozess leiten, als falsch erweisen? Wer ist dann verantwortlich und rechenschaftspflichtig? Der Eigentümer der Plattform? Die beauftragte Lehrperson? Neben der Zuweisungsfrage offenbart sich auch eine Tendenz in Richtung Verantwortungsdiffusion bei Haftungsfragen (Pedró et al., 2019, S. 33). Hrastinski et al. (2019) ergänzen die Liste an Fragestellungen: „Wer ist für einen misslungenen Unterricht verantwortlich? Die Lehrkräfte? KI?

Entwickler*innen?' ,Was gilt, wenn Lehrer*innen und KI-Angaben sich nicht einig sind?'" (eigene Übersetzung; S. 436) Eine weitere Fragestellung wirft Daniel (2019) auf: „Wenn sich herausstellt, dass ein bestimmter Student Schwierigkeiten hat, ist eine Institution dann moralisch verpflichtet, dem Studenten zu helfen, auch wenn die Ursache der Schwierigkeiten einen komplexen sozialen und finanziellen Hintergrund haben könnte?“ (eigene Übersetzung; S. 109)

- *Kontrolle/gläserne Lerner*innen/Mitarbeitende*: „Transparency is often regarded as inappropriate control.“ (Renz et al., 2020, S. 24) Die Befürchtung liegt nahe, dass Lernende und Mitarbeitende selbst zum Produkt und die gesammelten Daten nicht nur zum Vorteil des Individuums eingesetzt werden (Du Boulay, 2019, S. 2905). Zawacki-Richter et al. (2019) beschreiben diesbezüglich die Situation in China, um diese Befürchtung zu unterstreichen: „In China werden bereits Systeme eingesetzt, um die Beteiligung und Mimik der Schüler*innen über Gesichtserkennung in Klassenzimmern zu überwachen (so genanntes Intelligent Class-room Behavior Management System, Smart Campus) und sie der Lehrerin auf einem Dashboard anzuzeigen. Dies ist ein Beispiel für pädagogische Überwachung, und es ist höchst fraglich, ob solche Systeme einen echten Mehrwert für einen guten Lehrer bieten, der in der Lage sein sollte, die Dynamik in einer Lerngruppe (online und auf dem Campus) zu erfassen und empathisch und pädagogisch sinnvoll zu reagieren.“ (eigene Übersetzung; S. 21)
- *Abhängigkeiten und Vordergründigkeit wirtschaftlicher Interessen*: Aktuelle KI-basierte Systeme werden häufig durch Privatunternehmen entwickelt und zur Verfügung gestellt. Diese Privatisierung wird als kritisch erachtet, da hieraus Abhängigkeiten resultieren und unter Umständen kommerzielle Interessen statt pädagogische Überlegungen im Zentrum stehen (Perrotta & Selwyn, 2019, S. 253–254). Pinkwart (2016, S. 778) erwähnen die Befürchtung, dass Unternehmen die gewonnenen Daten auch für andere als den ursprünglich angedachten Zweck vermarkten oder verwendet werden könnten. Als Beispiel für eine Zweckentfremdung nennen Richards und Dignum (2019) einen Fall in Bezug auf Mobbing: „Wenn wir den Kontext des Lernens und der Bildung betrachten, könnte eine solche Überwachung einerseits als eine Möglichkeit gesehen werden, Mobbing zu erkennen und zu behandeln. In den falschen Händen wäre eine öffentliche oder gezielte Verbreitung dieser privaten Informationen jedoch verheerend und würde das Mobbingproblem verschärfen“ (eigene Übersetzung; S. 2893). Hrastinski et al. (2019, S. 430) befürchten, dass wirtschaftliche Interessen dazu führen, dass andere Risiken wie beispielsweise die Übervereinfachung

komplexer Probleme unterschätzt oder ignoriert werden. Perrotta und Selwyn (2019) stellen Motive hinter personalisiertem Lernen infrage und rufen zur Reflexion dazu auf: „[...] der Trend zum so genannten ‘personalisierten Lernen’ im Bildungswesen, der vielfach als individualistischer Diskurs kritisiert wurde, der marktorientierte Logiken überbetont und von den Interessen der Technologieunternehmen durch Metriken, Automatisierung und die allgegenwärtige Sammlung von Daten geprägt ist.“ (eigene Übersetzung; S. 268) Auch wird vermutet, dass ein produktivitätsorientiertes Lösungsdenken als Haupttreiber bei der Entwicklung von Systemen fungiert statt pädagogische oder karitative Erwägungen (Popenici & Kerr, 2017, S. 8). Wirtschaftliche Interessen können ebenfalls bedingen, dass bewusst auf eine Offenlegung und Transparenz zu Daten und Algorithmen verzichtet wird: „Wir haben nicht nur ein quasi konzentriertes und mächtiges Monopol auf diese Lösungen, sondern auch einen absichtlichen Mangel an Transparenz bei den Algorithmen und ihrer Verwendung.“ (eigene Übersetzung; Pasquale, 2015, zit. in Popenici & Kerr, 2017, S. 4). Diese Intransparenz kann andere Risiken, etwa die Nichtaufdeckung von Verzerrungen und entsprechende Diskriminierungen, verstärken.

- *Betrügbarkeit und Manipulierbarkeit*: KI-basierte Systeme beruhen auf Logiken. Sind diese bekannt, können sie von Individuen, aber auch von Organisationen gezielt manipuliert werden (Richards & Dignum, 2019, S. 2891). „Die Arbeitgeber sind besorgt über die Tendenz der Arbeitnehmenden, ihre Antworten und die Daten zu verfälschen, je nachdem, wie sie glauben, dass die Daten verwendet werden“ (eigene Übersetzung; Tambe et al., 2019, S. 25). Als Beispiel nennen die Autoren ein Beispiel aus der Rekrutierung: „Bei einer Aufgabe wie der Einstellung von Mitarbeitenden ist es wahrscheinlich, dass die Bewerbenden, sobald sie den Inhalt unseres Einstellungsalgorithmus kennen, ihr Verhalten darauf abstimmen und den Algorithmus wertlos machen: Die meisten Bewerbenden wissen bereits, dass sie die Frage ‚Was ist Ihre schlechteste Eigenschaft‘ mit einer Eigenschaft beantworten können, die nicht als negativ bewertet wird, z. B. ‚Ich arbeite zu hart‘.“ (eigene Übersetzung; Tambe et al., 2019, S. 16)
- *Umgang mit Daten (Datenschutz und Datensicherheit)*: Der Umgang mit Daten ist ein vordergründiges Thema an der Schnittstelle KI-basierter System im Bildungs- und Corporate-Learning-Kontext. Da KI-basierte Systeme auf Daten basieren, hängen viele der Risiken und Befürchtungen direkt oder indirekt mit dem Datenthema zusammen. Stichworte in Bezug auf Daten sind: Privatsphäre, Datenschutz, aber auch die bereits angesprochenen Befürchtungen rund um

Fairness, Transparenz oder eine angemessene sowie zweckmässige Verwendung von Daten. Aufgrund der Zentralität des Datenthemas wird dies, ebenso wie das Thema Ethik, später in der Forschungsarbeit analysiert (siehe Unterkapitel 7.9 und 7.10).

– *Diverse weitere ethische Bedenken*

Die identifizierten Befürchtungen und Risiken, die in der untersuchten Literatur benannt werden, gilt es beim Einsatz KI-basierter Systeme im Bereich Corporate Learning zu adressieren. Durch eine bewusste Adressierung und einen entsprechenden Umgang damit lassen sich die Risiken minimieren. Das Potenzial, beispielsweise unerwünschte oder wenig zielführende pädagogische Praktiken zu skalieren, ist durchaus vorhanden, allerdings mit einem adäquaten Design vermeidbar.

„Is the potential risk greater than the potential benefit?“ (Richards & Dignum, 2019, S. 2893)

Die analysierten Nutzenpotenziale und Risiken helfen, diese Frage fundiert für unterschiedliche Anwendungsfälle zu eruieren und zu beantworten. Kann die Frage bejaht werden, ist eine Auseinandersetzung mit der Entwicklung und Einführung KI-basierter Systeme vonnöten, um die Nutzenpotenziale zu realisieren und gleichzeitig die Risiken zu minimieren.

Obwohl die Ausführungen im Abschnitt 7.5.3 veranschaulichen, dass die Anwendungsmöglichkeiten und Nutzenpotenziale KI-basierter Lösungen im AIED-Kontext und in der Personalentwicklung mit Fokus auf Corporate Learning mannigfaltig sind und die meisten Herausforderungen und Risiken minimierbar wären, existiert eine erhebliche Diskrepanz zwischen theoretisch möglichen Anwendungen und praktisch umgesetzten Anwendungen. Diejenigen Anwendungen, die umgesetzt sind, sind selten flächendeckend im Einsatz, insbesondere nicht im DACH-Raum (Renz et al., 2020, S. 24). „Obwohl Algorithmus- oder KI-basierte Anwendungen bereits heute umgesetzt werden könnten, finden wir im öffentlichen und wissenschaftlichen Diskurs kaum Belege und Beispiele.“ (eigene Übersetzung; Renz et al., 2020, S. 24). Tambe et al. (2019) unterstreichen diese Diskrepanz auch für den HR-Kontext: „Zwischen dem Versprechen und der Realität der künstlichen Intelligenz im Personalmanagement klafft eine grosse Lücke“ (eigene Übersetzung; S. 15). Dies gilt entsprechend auch für den Corporate-Learning-Kontext. Hinzu kommt, dass zwar bestehende Prozesse und Rollen durch KI optimiert werden, während gänzlich neue Ansätze eher selten sind (Roll & Wylie, 2016, S. 583). Als dritte relevante Betrachtungsweise sind deshalb übergeordnete Einflussfaktoren zu betrachten, die über die reinen Vor- und Nachteile respektive Nutzenpotenziale

und Risiken/Befürchtungen hinausgehen. Renz et al. (2020) verdeutlichen diese dritte Perspektive wie folgt:

„Dies wirft die Frage auf, welche Barrieren und Herausforderungen mit einer flächendeckenden Umsetzung entsprechender AIED verbunden sind. Die bestehende Diskrepanz zwischen dem theoretischen Diskurs, der derzeit nur durch einige wenige Vorzeigeprojekte gestützt werden kann, und der Marktbeobachtung ist durchaus immanent.“ (eigene Übersetzung; S. 24)

7.7 Fortschrittsprägende Einflussfaktoren

Die identifizierten Nutzenpotenziale KI-basierter Lösungen im Bereich der Erwachsenenbildung sind Stand heute grösstenteils nicht eingelöst. Der Blick auf die Zeitschiene hat bereits gezeigt, dass das Thema KI-basierter Systeme für Bildungszwecke nicht grundsätzlich neu ist. Forschungsbestrebungen sind bereits auf die 1960er-Jahre oder sogar noch weiter zurückliegend zurückzuführen – insbesondere durch die Erforschung von Expertensystemen (Dhawan & Batra, 2021, S. 14). Dennoch erweist sich die Verbreitung KI-basierter Lösungen im Bildungsbereich als langsamer und weniger breit als in anderen Industrien (Dhawan & Batra, 2021, S. 13). Was erklärt und prägt den Fortschritt KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning? Die nachfolgende Analyse greift Einflussfaktoren auf, die sich neben der Abwägung von Nutzenpotenzialen und Risiken auf den Fortschritt KI-basierter Systeme im Bildungskontext und spezifisch im Bereich Corporate Learning auswirken. Da sich die Verfasserin besonders für den Bereich der Personalentwicklung interessiert, werden zunächst Spezifika zum HR-Kontext vorgestellt, die in der systematischen Literaturanalyse ausgewertet werden konnten. Danach werden die Einflussfaktoren im allgemeinen AIED-Kontext beleuchtet. Die Einflussfaktoren werden zusätzlich zu den Nutzenpotenzialen und Risiken als bedeutender Informationszugang bewertet, da diese erklären und zeigen, was den aktuell nur punktuellen und spärlichen Fortschritt KI-basierter Systeme im Bereich von Corporate Learning prägt und wie dieser bewusst angekurbelt werden könnte. Gleichwohl sind nicht sämtliche dieser Einflussfaktoren von einzelnen Unternehmen direkt prägar.

Die Begriffe ‚Erfolgsfaktoren‘ und ‚Einflussfaktoren‘ werden in dieser Forschungsarbeit wie folgt verstanden:

- Einflussfaktoren: Die Einflussfaktoren liefern Hinweise und Ansatzpunkte, welche Aspekte den aktuellen Fortschritt KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning prägen. Die Einflussfaktoren können auf verschiedenen Ebenen angesiedelt sein und zeichnen sich dadurch aus, dass sie teilweise durch

Unternehmen direkt, teilweise aber auch nur auf Staatsebene oder zwischen Unternehmens- und Forschungsverbunden beeinflusst werden können. Sie befinden sich tendenziell auf der Makro-Ebene.

- Erfolgsfaktoren: Mit Erfolgsfaktoren werden in dieser Forschungsarbeit Faktoren bezeichnet, die einen entscheidenden Einfluss auf eine erfolgreiche Adoption eines KI-basierten Systems im Kontext von Corporate Learning in einem spezifischen Unternehmen aufweisen.

Nachfolgend werden insbesondere fortschrittsprägende Einflussfaktoren untersucht. Die Erfolgsfaktoren werden in Kapitel 8 im Rahmen der Fallstudienuntersuchung beleuchtet.

Spezifisch in Bezug auf den HRM-Kontext:

„Die effektive Anwendung von KI auf Probleme im Personalwesen stellt andere Herausforderungen dar als in anderen Bereichen. Sie reichen von praktischen bis hin zu konzeptionellen Herausforderungen, einschliesslich der Tatsache, dass datenwissenschaftliche Analysen - wenn sie auf Entscheidungen über Menschen angewandt werden - zu ernsthaften Konflikten mit dem führen können, was die Gesellschaft üblicherweise als wichtig erachtet, um folgenreiche Entscheidungen über Personen zu treffen.“ (eigene Übersetzung; Tambe et al., 2019, S. 16)

Tambe et al. (2019, S. 21) nennen vier Grundherausforderungen, die spezifisch im HRM-Kontext im Zusammenhang mit KI-basierten Systemen auftreten. Diese können auf Corporate Learning übertragen werden und zeigen sich wie folgt:

1. *Komplexität des HR-Phänomens:* Was ist ein guter Mitarbeiter, eine gute Mitarbeiterin? Um diese Frage zu beantworten, ist eine Vielzahl an Dimensionen erforderlich. Vermutlich wird es nicht gelingen, eine eindeutige Antwort zu geben. Diese Frage kann auch auf den Corporate-Learning-Kontext übertragen werden. Wann sind Mitarbeitende gute Lerner*innen? Roll und Wylie (2016, S. 591) beziehen das Komplexitätsthema im Bildungsbereich auf die Elemente Komplexität von Aufgaben, Komplexität der Lernziele sowie Komplexität, die sich insbesondere im Kontext informellen Lernens und dem Ziel der individuellen Kompetenzentwicklung statt Wissensvermittlung erhöht. Die bedeutendste Ursache für diese Herausforderung liegt mithin bei der Kreierung von Messungen und Modellen, die probate Antworten auf relevante Fragestellungen im Bereich Corporate Learning liefern, um einen Mehrwert durch KI-basierte Systeme zu generieren. Hierbei ist zu beachten, dass individuelle Leistungen oftmals hohe Interdependenzen mit dem Umfeld aufweisen und es schwierig ist, diese zu isolieren.

Die Gefahr, unvollständig oder verzerrt zu messen, ist in HR-Themen hoch. Es gilt, die Implikationen sorgfältig abzuwägen und die Tatsache anzunehmen, dass es keine perfekte Messung geben kann. Es sind vernünftige Messgrößen zu definieren, an die ein gemeinsamer Glaube besteht. Ist eine solche Einigkeit gefunden, wie Konstrukte gemessen werden sollen, manifestiert sich eine weitere Herausforderung: die Datenerhebung.

2. *Herausforderungen in Bezug auf Daten, zum Beispiel Small Data:* Sind die zu messenden Konstrukte und Modelle bestimmt, gilt es, die dafür notwendigen Daten zu erheben oder zu erstellen. Dies wird als weitere grosse Herausforderung im HR-Kontext genannt. Die Gründe sind vielfältig. Hauptgründe, die von den Autor*innen genannt werden, sind fehlende digitale Abbildungen relevanter Handlungen und bisher vernachlässigte Messungen. Zudem finden nicht alle Aspekte, die für die Messung notwendig wären, digital statt und können entsprechend nicht abgebildet werden. Solchen Aspekten, die digital erfasst werden, fehlt es häufig an einem einheitlichen Format und Qualität. Nicht alle Daten können mit einem angemessenen Aufwand in ein brauchbares Format umgewandelt werden. Die erstmalige Analyse und Datengenerierung können kostspielig und langwierig sein und die Anpassung von Systemen und Prozessen mit sich bringen – ohne mit Sicherheit zu wissen, ob diese Investitionen im Endeffekt den gewünschten Mehrwert bringen können, da es an Erfahrungswerten hinsichtlich vieler Fragestellungen und Anwendungen im HR-Kontext mangelt. Der Aspekt, dass ein Unternehmen diverse Systeme einsetzt, die nur teilweise kompatibel sind, erhärtet diese Herausforderung. Die Generierung sogenannter Data Lakes wäre hierfür ein Ansatz, der indes noch wenig in der Praxis aufzufinden ist. Solche Data Lakes würden verschiedene Datensätze aus unterschiedlichen Systemen verknüpfen, archivieren und für Algorithmen zur Verfügung stellen. Auch die automatische Datenübertragung wird als Herausforderung beschrieben. Zudem offenbart sich die Herausforderung der Small Data. Für ein Modell relevante Daten sind unter Umständen an seltene Handlungen geknüpft, weshalb zu wenige Datenpunkte gesammelt werden können. Auch sind die Daten – im Gegensatz zum Schulkontext – weniger breit und meist nur innerhalb des spezifischen Unternehmens aufzufinden. Ferner ist wahrscheinlich, dass nicht alle Ausprägungen einer Variable erhoben werden können, da nicht alle Varianten in einem Unternehmen vorkommen. Auch ist nicht garantiert, dass vorhandene Daten dem eigentlich geltenden Ideal entsprechen. Beispiel hierfür ist ein Datensatz an weissen Männern in Geschäftsleitungspositionen, die als Datenbasis nicht die

angestrebten Vielfaltsziele repräsentieren. Die digitalen Datenspuren spiegeln ausserdem nicht zwingend die Realität wider. Die Autor*innen nennen das Beispiel, dass die Suche nach der geeigneten Feriendestination prominenter erscheint als das Wäschewachen, obwohl Letzteres häufiger vorkommt. Digital wird demnach ein Bild eines Individuums vermittelt, das nicht der Realität entspricht. Auch diese Erkenntnis lässt sich direkt auf das Thema Lernen übertragen. Informelle Austausche oder das Lösen eines Praxisproblems werden unter Umständen nicht digital abgebildet, können aber zentral für die individuelle Kompetenzentwicklung sein. Weiter wird die Gefahr manipulierter Daten genannt. Dies führt zu einer dritten Hauptherausforderung KI-basierter Systeme im Bereich HR – die Mitarbeiterreaktionen. Eine Vertiefung zum Thema Daten, Datenschutz und Datensicherheit wird aufgrund der Zentralität dieses Themas für den Fortschritt KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning in Unterkapitel 7.9 vorgenommen.

3. *Mitarbeiterreaktionen zu KI-Anwendungen:* Der Einsatz von Algorithmen kann zu Verhaltensänderungen der Mitarbeitenden führen. Dies kann sowohl positiv als auch negativ sein. Datenmanipulation ist eine Herausforderung, die von den Autor*innen genannt wird. Darüber hinaus ist ein grosses offenes Feld, wie Mitarbeitende auf die Tatsache reagieren, dass sie vermehrt gemessen werden. Das Bild der gläsernen Mitarbeitenden oder auch der gläsernen Lernenden kann Kontroversen, Widerstände und Ängste auslösen. Auch Sorgen in Bezug auf die Privatsphäre und Datenschutz werden oftmals genannt. Weiter spielen zum Thema Reaktionen auch Befürchtungen und Ängste von Seiten der L&D-Professionals eine Rolle, die sich beispielsweise vor Substitution fürchten. Mit ethischen und rechtlichen Vorgaben, aber auch einer realistischen Aufklärung und frühzeitigem Abholen der verschiedenen Anspruchsgruppen können solche Bedenken adressiert werden. Doch die Ausgestaltung dieser Aspekte bringe wiederum Herausforderungen mit sich und sei laut den Autor*innen erst unvollständig gelöst.
4. *Ethische und rechtliche Fragestellungen:* Die Autor*innen nennen Fairness, Erklärbarkeit und Datenschutz/Privatsphäre als Hauptherausforderungen im Bereich ethischer und rechtlicher Fragestellungen im HR-Kontext. Unter Fairness werden insbesondere die potenziellen Risiken von Diskrimination veranschaulicht. Historische Daten weisen eine hohe Wahrscheinlichkeit auf, dass sie verzerrte Realitäten widerspiegeln, die sich nicht unbedingt auf die Zukunft übertragen lassen. Das bereits erörterte Beispiel der weissen Männer ist hier wiederum

zentral. Ferner erscheint die Erklärbarkeit als grosse Herausforderung im HR-Kontext. Ein Paradox, das die Autor*innen nennen, ist folgendes: Je präziser Algorithmen sind, desto komplexer und somit weniger einfach nachzuvollziehen und erklärbar sind sie. Die Autor*innen bieten wiederum ein Beispiel, das dies verdeutlicht: Einfache Entscheidungsregeln, beispielsweise, dass dienstältere Mitarbeitende gegenüber weniger dienstälteren bevorzugt werden, ist leicht zu verstehen und wird als objektiv empfunden, auch wenn die Auswirkungen nicht immer gemocht werden. Ein Algorithmus für maschinelles Lernen, der auf einer gewichteten Kombination von zehn leistungsbezogenen Faktoren basiert, ist viel schwieriger zu verstehen, vor allem, wenn die Mitarbeitenden unvermeidliche Vergleiche untereinander anstellen und die Grundlage für unterschiedliche Ergebnisse nicht erkennen können. Erklärbarkeit wie auch Fairness sind im HR-Kontext besonders relevant, da Entscheidungen, die auf KI-basierten Systemen beruhen, schwerwiegende Auswirkungen für einen Menschen haben können. Wer erhält eine Lohnerhöhung? Wer wird entlassen? Die Verfahrens- und Verteilungsgerechtigkeit sowie Nachvollziehbarkeit der Entscheidungen sind elementar. Im Corporate-Learning-Kontext ist abzuwägen, welche Entscheidungen wie schwerwiegend für ein Individuum sein können. Wie schlimm ist es beispielsweise, falls ein Algorithmus ungeeignete Lernempfehlungen unterbreitet? Was sind die Konsequenzen? Je nach Use Case kann es sich um schwerwiegende Folgen handeln oder das Risiko ist eingehbar. Den dritten Aspekt im Bereich der ethischen und rechtlichen Fragestellungen bilden der Datenschutz und die Privatsphäre. Solche Diskussionen sind nicht neu, verschärfen sich aber mit neuen Datenzugängen wie Social Media. Solche Daten sind über einen langen Zeitraum auffindbar und bergen das Risiko, dass sie für Zwecke verwendet werden, für die sie bei der Erstellung nicht angedacht waren. Als Beispiel nennen die Autor*innen, dass Worte aus einer Konversation zur Vorhersage des Fluchtrisikos verwendet werden könnten. In diesem Zusammenhang müssen Arbeitgebende die staatlichen Vorschriften zum Schutz der Privatsphäre berücksichtigen, zum Beispiel das ‚Recht auf Vergessenwerden‘ oder die Datenschutz-Grundverordnung (DSGVO) [engl. Data Protection Regulation (GDPR)] der Europäischen Union (EU), die seit Mai 2018 in Kraft ist. Auf diese Aspekte wird in Unterkapitel 7.9 eingegangen. Richards und Dignum (2019, S. 2893) ergänzen mit einer Perspektive von Hudlicka (2016), die sich spezifisch auf pädagogische Agenten bezieht. Hier gilt es, die affektive Privatsphäre (das Recht, die eigenen Gedanken und Gefühle für sich zu behalten) oder auch die Emotionsinduktion (die Veränderung

von Gefühlen) sowie virtuelle Beziehungen (wenn der Mensch eine Beziehung mit dem Agenten eingeht) speziell zu beachten. Weiter zeigt sich, dass gesetzliche Rahmenbedingungen und nationale KI-Strategien, die länderspezifisch unterschiedlich ausgeprägt sein können, einen zentralen Einfluss auf den Fortschritt KI-basierter Systeme im Bereich Corporate Learning haben können. Insbesondere China ist ein Beispiel, das aufgrund weniger restriktiver Rahmenbedingungen in Bezug auf Datenschutz und andere ethische Überlegungen Fortschritte erzielt, die in anderen Regionen nicht denkbar wären, etwa durch den extensiven Einsatz von Überwachungskameras ohne Einwilligung der Lernenden (Kreutzer & Sirrenberg, 2020a, S. 181). Auch die Finanzierung von Forschungs- und Anwendungsprojekten kann einen hohen Einfluss haben, wie schnell Fortschritt geschehen kann.

Als abschliessendes Votum stellen Tambe et al. (2019, S. 39) fest, dass im Fall von HR das Streben nach Effizienz und die Herausforderungen im Bereich der ethischen Fragestellungen nicht immer in einer Zielharmonie stehen und gegeneinander abgewogen werden müssen. Neben Tambe et al. (2019), die durch den Bezug zum HR-Kontext zentrale Einflussfaktoren adressieren, thematisieren Ley (2020, S. 339) Einflussfaktoren, die sich direkt auf Corporate Learning beziehen. Diese sind ergänzend zu denjenigen von Tambe et al. (2019) zu verstehen und setzen sich wie folgt zusammen:

- *Ansprache unterschiedlicher Zielgruppen:* Eine grosse Herausforderung offenbart sich darin, Expert*innen und Noviz*innen mit dem gleichen System und der gleichen Lösung anzusprechen und deren Bedürfnisse abzudecken. Eine lange Forschungstradition hat gezeigt, dass Expert*innen und Anfänger*innen unterschiedliche Ansätze aufweisen, wenn es um das Lernen und die individuelle Kompetenzentwicklung geht. Es stellt sich die Frage, ob ein KI-basiertes System beiden Zielgruppen gerecht werden kann oder ob es einer Differenzierung und unterschiedlichen Lösungen bedarf. Die Unterscheidung zwischen Expert*innen und Noviz*innen ist ein Beispiel, das stellvertretend für die unterschiedlichen Arten von Zielgruppen und deren heterogenen Bedürfnissen und Lernständen von Corporate Learning steht.
- *Kontextabhängigkeit von Wissen und Lernen:* Neben allgemeingültigen Themen und Herausforderungen ist eine Charakteristik von Lernen am Arbeitsplatz, dass es häufig hochspezialisiert ist und sich schnell weiterentwickelt. Die Kontextabhängigkeit ist eine weitere Komponente, die sich vor allem im Corporate-Learning-Bereich zeigt. Die Modelle, die für KI-basierte Systeme genutzt werden, müssen den Eigenheiten entsprechen, was eine fundierte Auseinandersetzung mit

den jeweiligen Rahmenbedingungen, Themen und Lernvoraussetzungen bedingt. Standardlösungen, die firmenübergreifend eingesetzt werden können, sind aus dieser Kontextabhängigkeit heraus nicht in allen Use Cases wahrscheinlich.

- *Technologische Fortschritte:* Der technologische Fortschritt bringt Möglichkeiten mit sich, alte Probleme neu zu lösen. Gleichwohl existiert die Herausforderung, dass in der Forschung eingesetzte Technologien nicht zwingend eine Akzeptanz in der Praxis erzielen und die Diffusion solcher Technologien nicht automatisch geschieht. Somit ist die reine Verfügbarkeit einer Technologie noch kein Garant, dass sie auch bestmöglich eingesetzt wird.
- *Schwierigkeiten bei der empirischen Forschung von Corporate Learning:* Empirische Forschung im Bereich Corporate Learning sieht sich mit einer Reihe an Herausforderung konfrontiert. So weisen die Fälle oftmals nur eine kleine Anzahl an Stichproben auf, die Kontextabhängigkeit spielt wiederum eine relevante Rolle und die Priorisierung von ‚Lernen im Arbeitsalltag‘ ist keine Selbstverständlichkeit, was gleichsam für die Bereitstellung von Ressourcen für dessen Erforschung gilt. Diesen letzten Aspekt heben auch Xie et al. (2019, S. 12) besonders hervor. Erwachsene im Arbeitskontext haben tendenziell eine weniger gute Ausgangslage als Student*innen, um regelmässig und in grösserer Anzahl mit Forschenden in Kontakt zu kommen und an Studien teilzunehmen. Die schwierige Verfügbarkeit von Proband*innen wird durch Herausforderungen zur Erforschung KI-basierter Systeme im Corporate-Learning-Kontext ergänzt. Diese sind fehlende Infrastruktur oder Geräte, der benötigte Aufwand und die Dauer für ein adäquates Forschungsprojekt sowie die Anforderung an hohes kontextspezifisches Wissen (Xie et al., 2019, S. 11). Dies hemmt Skalierungen. Ausserdem geben Kumar et al. (2014, S. 4) zu bedenken, dass bei erstmaligen Untersuchungen von Wirkungen KI-basierter Systeme ein Neuigkeitseffekt oder auch Placebo-Effekt eintreten kann, der die Ergebnisse aus dem Grunde verfälscht, dass der Begriff der KI oder das neuartige Lernerlebnis in einem ersten Erleben als positiv und wirksam wahrgenommen werden kann, sich dies über die Zeit aber nicht hält.

Neben Tambe et al. (2019) und Ley (2020), die Einflussfaktoren spezifisch im HR- und Corporate-Learning-Kontext thematisieren, konnten in der untersuchten Literatur weitere Einflussfaktoren induktiv eruiert werden. Obwohl sie aus der allgemeinen AIED-Literatur stammen und nicht speziell auf den Unternehmenskontext ausgerichtet sind, erscheinen sie auch für die Erklärung des aktuellen Fortschritts im Corporate-Learning-Kontext und als Anhaltspunkte für dessen Beeinflussung aussagekräftig.

Herausforderungen in der AIED-Literatur, die sich auf den Corporate-Learning-Kontext übertragen lassen:

- *Wenige empirische und wissenschaftliche Erkenntnisse im Erwachsenenlernkontext:* Wie bereits im Kapitel zum aktuellen Stand der Forschung aufgeführt (siehe Unterkapitel 7.3), existieren Stand heute wenige Erkenntnisse über die Wirkung und Nutzen KI-basierter Systeme im Bildungs- und Corporate-Learning-Kontext. Dies gilt insbesondere für die Zielgruppe der Erwachsenen (Dillenbourg, 2016, S. 556; Xie et al., 2020, S. 1–2; Pedró et al., 2019, S. 24; Richards & Dignum, 2019, S. 2889; Zawacki-Richter et al., 2019, S. 20). Auch werden KI-basierte Systeme und ihre Auswirkungen respektive Gestaltung kaum aus der lehr- und lerntheoretischen Perspektive betrachtet. Der Aspekt, dass Corporate Learning zum einen Workplace Learning und zum anderen eine breite Palette formeller und informeller Lernprozesse umfasst, bedeutet, dass Erkenntnisse zum traditionellen Lehrer-Schüler-Verhältnis, das häufig im Zentrum von AIED-Forschung steht und formelles Lernen effektiver sowie effizienter machen möchte, nur bedingt interessant sind respektive nicht ausreichend zur Bewältigung der aktuellen Praxisprobleme zur individuellen Kompetenzentwicklung in der digitalen Transformation beitragen (Roll & Wylie, 2016, S. 583). Die Forschungsperspektive ist zu eng und greift die arbeitsplatzspezifischen Möglichkeiten zu wenig auf (Ley, 2020, S. 331). Die mangelnden Erkenntnisse insbesondere im Corporate-Learning-Kontext führen zu Skepsis oder auch Unsicherheiten hinsichtlich des tatsächlichen Mehrwerts. Ferner zeigt sich, dass beispielsweise adaptive Lernsysteme eine neue Form von Lernerlebnis und Didaktik bedeuten. Hierzu ist Stand heute nur ein limitiertes Verständnis vorhanden. Dazugehörige Theorien gilt es erst noch zu generieren. Diese Kenntnislücken können bewirken, dass Entscheider*innen im Corporate-Learning-Kontext zurückhaltend reagieren, wenn es um die Einführung KI-basierter Systeme im eigenen Kontext geht. Eine fehlende Forschungs-Community für den Einsatz KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning und wenige angesehene Möglichkeiten, in diesem Themenfeld einschlägig zu publizieren, können als weitere Einflussfaktoren gewertet werden, die den Fortschritt aktuell tendenziell verlangsamen (Pinkwart, 2016).
- *Pädagogischer Mehrwert:* Die Ausführungen zu Theorien und Pädagogik, die mit AIED-Lösungen verknüpft werden, helfen, ein differenzierteres Bild in Bezug auf Nutzenpotenziale und Befürchtungen zu zeichnen, die im Kontext von AIED oftmals genannt werden (siehe Abschnitt 7.6.2). Obwohl die Diskussion

um den pädagogischen Mehrwert viele Nutzenpotenziale offenbart, ist aufgrund der fehlenden Wirkungsstudien und Erfahrungswerte Stand heute schwierig zu argumentieren, welche Mehrwerte geschaffen werden können und welche pädagogischen Nachteile KI-basierte Systeme dennoch induzieren.

Dass es nur wenige Erkenntnisse gibt, hängt wiederum mit Herausforderungen der Erforschung zusammen, die bereits aufgezeigt wurden. Ein weiterer Einflussfaktor, der aktuell hinderlich auf den Fortschritt und die Verbreitung KI-basierter Systeme im Bereich Corporate Learning einwirkt, sind wenige bekannte Anwendungen und fehlende übergeordnete Initiativen.

- *Fehlende Praxisbeispiele und geringe Transparenz zu möglichen Anwendungen:* Aktuell finden sich nur wenige Leuchttürme, Vorbilder oder gar Standards in Bezug auf KI-basierte Systeme im Bereich Corporate Learning (Renz et al., 2020, S. 25). Beispiele für adäquate praktische Anwendungen fehlen grösstenteils. Die Thematisierungen an Konferenzen und in Publikationen haben häufig nur hypothetischen Charakter und beziehen sich selten auf konkrete Praxisbeispiele (Renz et al., 2020, S. 15). Bei Beispielen aus der Praxis herrscht oftmals Intransparenz über die genaue Beschaffenheit der KI (Renz et al., 2020, S. 18). Zudem sind Stand heute viele der Initiativen rund um KI-basierte Systeme, zum Beispiel im Hochschulkontext, Bottom-up-Initiativen (Keller et al., 2019, S. 16; Renz et al., 2020, S. 25). In der deutschen Hochschullandschaft sind gemäss Keller et al. (2019, S. 21) keine erkennbaren Ansätze zur Abstimmung und Koordination zwischen Hochschulen oder verschiedenen Unternehmen auszumachen. Dies wäre indes von Bedeutung, um mehr Durchschlagskraft als Disziplin und eine geringere Fragmentierung an Wissen und Anwendungen zu erreichen. Isolierte Projekte und Stand-alone-Lösungen haben weniger Kraft, eine Flächenwirkung zu erzeugen (Roll & Wylie, 2016, S. 592). Weiter verkörpern Stand-alone-Lösungen zwar einen Startpunkt, aber kein Endziel KI-basierter Systeme im Bereich Corporate Learning. Dillenbourg (2016, S. 555) fordert, die verschiedenen kleineren Forschungs-Communities zu vereinen, um weitreichende Normen und Einfluss auf digitale Ökosysteme nehmen zu können. Erst durch Ökosysteme und übergeordnete Standards können die Potenziale von KI umfänglich ausgeschöpft werden (Somyürek, 2015, S. 233). Die fehlende übergeordnete Koordination erschwert den Überblick über bereits heute mögliche und im Einsatz befindliche Anwendungen im Corporate-Learning-Kontext.

Neben den fehlenden wissenschaftlichen Erkenntnissen und Praxisbeispielen sowie der Unübersichtlichkeit des aktuellen Praxisstands wird ein weiterer elementarer

Einflussfaktor in generell fehlendem Wissen und fehlenden Kompetenzen von Entscheidungsträger*innen sowie L&D-Professionals gesehen.

- *Fehlendes Wissen und Kompetenzen von Entscheidungsträger*innen und L&D-Professionals*: Ein starker Einflussfaktor, der häufig in der untersuchten Literatur und auch den Experteninterviews genannt wird, bezieht sich auf fehlendes technisches Verständnis von Seiten der HR-Community und Bildungsverantwortlichen (Hrastinski et al., 2019, S. 441; Keller et al., 2019, S. 4; Renz et al., 2020, S. 25; Tambe et al., 2019, S. 24). Renz und Hilbig (2020, S. 16–17) erklären, dass der Fortschritt des EdTech-Markts und insbesondere im Bereich KI-basierter Systeme durch das „Steinzeitalter“ der HR-Abteilungen und den „Aberwillen“, Daten zu nutzen, gebremst wird. Es herrscht eine zurückhaltende Nachfrage, was nicht zuletzt wiederum anderen Einflussfaktoren geschuldet ist. Das Unwissen bezieht sich beispielsweise auf grundsätzliche Anwendungsmöglichkeiten KI-basierter Systeme im Bereich Corporate Learning, einem Verständnis von KI, notwendigen Kompetenzen zur Beurteilung und Gestaltung solcher Systeme oder auch Unsicherheiten hinsichtlich der allgemeinen Datenschutz-Grundverordnung (GDPR) und der Realisierung pädagogischer Vorteile, wie durch KI-basierte Systeme konkret Mehrwert in Lehr- und Lernprozessen generiert werden kann (Renz et al., 2020, S. 25). Renz und Hilbig (2020) konstatieren Folgendes: „The current development dynamics in the market are clearly slowed down by the restrained demand.“ (S. 17) Umgekehrt können das Streben nach Innovation sowie die bewusste Verfolgung von Trends und Technologieaffinität von L&D-Professionals fördernd auf die Auseinandersetzung und Einführung KI-basierter Systeme wirken (Hrastinski et al., 2019, S. 431). Um Wissen sowie Kompetenzen im Bereich Corporate Learning aufzubauen, wären Hilfestellungen wie Guidelines oder Möglichkeiten zum Ausprobieren KI-basierter Systeme notwendig. Beides ist nicht breit verfügbar (Renz et al., 2020, S. 25). Randhawa und Jackson (2020, S. 20) sehen die schlechte Zugänglichkeit als Hauptgrund für die nach wie vor geringe Diffusion KI-basierter Systeme im Bereich Corporate Learning und verwandter Felder. Eine kritische Auseinandersetzung, die von Seiten der Personalentwicklung gefordert wird, ist schwierig umzusetzen, wenn lediglich limitierte Kenntnisse vorhanden sind (Hrastinski et al., 2019, S. 439).

Die Erforschung und Gestaltung KI-basierter Systeme erfordern zum einen hohes kontextspezifisches Wissen und fachliche Expertise zu Corporate Learning und zum anderen eine hohe Expertise in Bezug auf Computertechnologie und Data Science. Hier zeigt

sich ein weiterer Einflussfaktor. Zum aktuellen Zeitpunkt stehen die Disziplinen getrennt voneinander, es fehlt der Brückenschlag:

- *Fehlendes Wissen und Kompetenzen in Bezug auf Computertechnologie und Data Science:* Um KI-basierte Systeme zu entwickeln, die die technischen Möglichkeiten ausschöpfen und gleichzeitig normativ und pädagogisch wünschenswert sind, ist Expertise hinsichtlich Corporate Learning sowie Computertechnologie und Data Science erforderlich. Je nach Themengebiet spielen gerade im Corporate Learning auch kontextspezifische Kenntnisse eine bedeutende Rolle (Ley, 2020, S. 339; Roll & Wylie, 2016, S. 589; Xie et al., 2019, S. 13). Dieser Brückenschlag gelingt heute noch zu wenig. Es fehlt an einer gemeinsamen Sprache und Kooperationen, um das Beste aus beiden Disziplinen zu vereinen (Luan et al., 2020, S. 3; Tambe et al., 2019, S. 24; Xie et al., 2019, S. 2).

Fällt trotz der herrschenden Herausforderungen die Wahl auf eine Umsetzung, zeigen sich insbesondere folgende weiteren Herausforderungen:

- *Hohe Kosten und Aufwand bei gleichzeitiger Unsicherheit in Bezug auf ROI:* Aufgrund der fehlenden wissenschaftlichen Erkenntnisse und praktischen Good-Practice-Beispiele können Entscheidungsträger*innen kaum abschätzen, welchen Mehrwert der Einsatz KI-basierter Systeme tatsächlich generiert. Es erscheint höchst unwahrscheinlich, einen klaren Return von Investment (ROI) für den Einsatz KI-basierter Systeme berechnen zu können (Saukkonen et al., 2019, S. 294; Subrahmanyam & Swathi, 2018, S. 10). Die Einführung eines KI-basierenden Systems wird als kostspielig und aufwändig beschrieben (Randhawa & Jackson, 2020, S. 20; Zawacki-Richter et al., 2019, S. 10). KI-basierte Systeme sind keine Plug-and-play-Lösungen, sondern weisen oftmals eine lange und aufwändige Entwicklungszeit auf, insbesondere wenn noch keine geeigneten Datensätze vorhanden sind, was in den meisten Fällen Stand heute im Corporate-Learning-Kontext der Fall ist. Als besondere Herausforderung gilt das Cold-Start-Problem. Dieses besagt, dass Algorithmen erst über die Zeit mit einer ausreichend hohen Nutzung und Datengenerierung ihr volles Potenzial entfalten können (Dillenbourg, 2016, S. 550). Als weitere Herausforderung in Bezug auf den Aufwand werden die schwierige Übertragbarkeit bestehender Systeme und deren Skalierbarkeit genannt. Die Übertragbarkeit vorhandener Datensätze auf neue Zielgruppen oder sogar andere kulturelle Kontexte ist lediglich beschränkt möglich, da die Datensätze und Anwendungen häufig auf einen bestimmten Zweck und Kontext ausgerichtet sind. Insbesondere unterschiedliche kulturelle

Kontexte verschärfen das Übertragbarkeitsproblem (Pinkwart, 2016, S. 779–780), weshalb die hohen Fixkosten unter Umständen nicht adäquat verteilt werden können.

Wie viele Kosten für eine initiale Einführung KI-basierter Systeme im Bereich Corporate Learning zu veranschlagen sind, hängt nicht zuletzt von der bereits verfügbaren Infrastruktur und den Geräten ab.

- *Geräte/Infrastruktur:* Digitale Lern- und Arbeitsumgebungen fungieren als Basis für den Einsatz KI-basierter Systeme. Xie et al. (2019, S. 12) betonen insbesondere die Relevanz mobiler Geräte, die jederzeit genutzt werden und somit zeitnah Daten generieren können. Somyürek (2015, S. 222) nennt Interoperabilität, offenes Korpuswissen, Nutzung über eine Vielzahl von Übertragungsgeräten und die Gestaltung metaadaptiver Systeme als vier zentrale Aspekte, die im Bereich der Infrastrukturgestaltung eine relevante Rolle spielen. Insbesondere die Interoperabilität ist ein bedeutender Faktor, da sie die Wiederverwendung und gemeinsame Nutzung sowie den Austausch von Daten ermöglicht, und zwar zwischen verschiedenen Systemen. Da im Idealfall keine Silo-Lösungen, sondern Ökosysteme mit möglichst automatisiertem Datenfluss angestrebt werden, gilt es, diese Interoperabilität zwischen den unterschiedlichen Systemen sicherzustellen, die von den Mitarbeitenden genutzt werden. Aktuell weisen solche Systeme häufig verschiedene Datenlogiken, Zugangsbeschränkungen und Zugriffsmöglichkeiten auf und sind deshalb häufig nicht automatisch kompatibel (Kumar et al., 2014, S. 6). Gemäss Somyürek (2015, S. 223) funktionieren die meisten Bildungssysteme nur in begrenzten Kontexten, in denen die Bildungssysteme einen geschlossenen Satz von Ressourcen enthalten und die Beziehungen zwischen diesen Ressourcen während des Entwurfsprozesses bekannt sind. Da Mitarbeitende als Zielgruppe verschiedene digitale Geräte zum Lernen und Arbeiten benutzen, betonen Kumar et al. (2014, S. 4) sowie Somyürek (2015) die Relevanz, dass die Daten aus den unterschiedlichen Geräten möglichst automatisch zusammenfließen können. Dillenbourg (2016, S. 546) zeigt weiter auf, dass für ein umfassendes Lernermodell und die dazugehörigen Daten vermehrt auf Messungen mit Sensoren und anderen Dateneingängen wie Audio und Video gesetzt wird. Auch hier gilt es, die entsprechende Hardware zur Verfügung zu haben und die Datenflüsse sicherzustellen. Idealerweise kann auf Open Corpus Knowledge zugegriffen werden. Dies bedeutet beispielsweise, dass auf verschiedene öffentliche Systeme zugegriffen werden kann, um zusätzliches Lernmaterial zu integrieren. Auch hier existiert Stand heute noch keine Gesamtlösung. Mit metaadaptiven Systemen ist

gemeint, dass Systeme unterschiedliche Technologien umfassen, die je nach Nutzerbedürfnis zum Zuge kommen (Somyürek, 2015, S. 223). Auch hier handelt es sich um eine Herausforderung, die zum heutigen Zeitpunkt noch nicht vollständig gelöst ist. Darüber hinaus sind die notwendigen Rechenleistungen, Speicherplätze und die Möglichkeit zentral, die erforderlichen Daten zu generieren (Hildesheim & Michelsen, 2019, S. 120; DFKI & Bitkom, 2017, S. 27). Diese Anforderungen können sich je nach angestrebter Anwendung in ihrer Ausprägung unterscheiden.

Die Auseinandersetzung mit Nutzenpotenzialen, Risiken und Einflussfaktoren in Bezug auf KI-basierte Systeme im Kontext mit Corporate Learning legt die Vermutung nahe, dass aufgrund der verschiedenen Augmentationsformen und Anwendungsfelder Mehrwerte geschaffen werden können, die potenziell normativ wünschenswert sind. Generalisierende Aussagen, dass der Einsatz KI-basierter Systeme im Bildungs- und Corporate-Learning-Kontext eine Verschlechterung des heutigen Stands hervorbringen, zeugen von einer zu wenig differenzierten Auseinandersetzung und der Negierung verschiedener Augmentationsmöglichkeiten. Solche Aussagen können höchstens geltend gemacht werden, wenn unter dem Paradigma der Substitution argumentiert wird. Gleichwohl gilt es, die Befürchtungen und Risiken zu adressieren, um sinnvolle und verantwortungsvolle KI-basierte Systeme zu entwickeln und einzusetzen. Obwohl die Befürchtungen und hindernden Einflussfaktoren rein anteilmässig in der Literatur um einiges umfassender sind, ist dennoch eine klare Tendenz in Richtung der Befürwortung der Förderung von KI in der Bildung auszumachen. Die untersuchten Publikationen weisen zwar auf die möglichen Nachteile und Gefahren hin, sind aber in der Grundausrichtung befürwortend respektive gehen davon aus, dass die Technologie an Bedeutung zunehmen wird. Keine der Publikationen rät explizit von einem Einsatz von KI zu Bildungszwecken ab. Vielmehr wird die Relevanz der Mitgestaltung von der Fachseite, sprich Bildungs- und Corporate-Learning-Expert*innen, betont. Dies kann unter anderem damit erklärt werden, dass eine Vielzahl der aufgeworfenen Befürchtungen durch geeignete risikomindernde Massnahmen abgefedert werden kann. Für viele der aufgeführten Befürchtungen, Risiken und Einflussfaktoren finden sich ausserdem minimierende oder zumindest mitigierende Strategien. Während insbesondere Themen wie Bias und fehlende Nachvollziehbarkeit technisch induziert sind, sind andere Herausforderungen und Risiken stärker normativ geprägt. Ferner gilt wiederum, dass Nutzenpotenziale, Herausforderungen und Risiken nicht für alle Varianten KI-basierter Systeme in gleichem Masse gelten. Diese müssen im Einzelfall entsprechend betrachtet werden. Die Einflussfaktoren können je nach Umgang mit ihnen bremsend oder förderlich wirken.

Es erscheint ausschlaggebend, dass eine übertriebene Vorsicht in Bezug auf Befürchtungen und Risiken verhindern kann, dass Nutzenpotenziale und damit Mehrwerte für den Kontext von Corporate Learning geschaffen werden können, weshalb eine kritisch-reflektierte und informierte Abwägung zwischen den verschiedenen Nutzenpotenzialen, Risiken und Einflussfaktoren vonnöten ist. Die Ergebnisse dieses Kapitels in dieser Forschungsarbeit sollen diesbezüglich Orientierung bieten. Weiter kann auch die Auseinandersetzung mit ethischen und rechtlichen Aspekten zu einem wünschenswerten Einsatz KI-basierter Systeme beitragen. Diese Thematik wird in Unterkapitel 7.10 aufgenommen.

Nach der vertieften Auseinandersetzung und Aufarbeitung des Diskussionsstands rund um Pro- und Kontra-Argumente für KI-basierte Systeme im Kontext von Corporate Learning sowie der Auseinandersetzung mit den fortschrittsprägenden Einflussfaktoren wird nachstehend auf Forschungsfrage 3 eingegangen. Ob und wie KI-basierte Systeme genutzt werden, hängt nicht zuletzt von den involvierten L&D-Professionals ab. Welche Auswirkungen und Anforderungen KI-basierter Systeme auf die Rolle von L&D-Professionals zeigen sich im untersuchten Datenmaterial? Die Literaturanalyse soll Hinweise zur Beantwortung liefern.

7.8 Zusammenspiel von Mensch und Maschine

Im theoretischen Bezugsrahmen wurde das Konzept der Augmentation eingeführt. Diese Perspektive hilft, die verschiedenen Kombinationen im Zusammenspiel von Mensch und Maschine zu entdecken, und liefert Hinweise auf die Rollen von L&D-Professionals, die durch den Einsatz KI-basierter Systeme im Bildungs- und Corporate-Learning-Kontext notwendig bleiben oder relevanter werden und wie sie sich verändern oder neu entstehen. Durch die Betrachtung aus der Augmentationsperspektive ergeben sich zahlreiche Varianten, wie KI-basierte Systeme nutzbringend und sinnvoll im Kontext von Corporate Learning eingesetzt werden können. Bislang sind keine Fälle bekannt oder absehbar, in denen menschliche Lehrkräfte vollständig ersetzt wurden oder werden könnten. Das Szenario, dass KI-basierte Systeme menschliche Lehrkräfte vollständig ersetzen, ist in der untersuchten Literatur nicht aufzufinden respektive wird als unrealistisch beschrieben (Cope et al., 2020, S. 1; Hrastinski et al., 2019, S. 432; Kreutzer & Sirrenberg, 2020a, S. 186; Popenici & Kerr, 2017, S. 3; Randhawa & Jackson, 2020, S. 23). Allerdings wird es als realistisch erachtet, dass einzelne Aufgaben und Rollen von Lehrpersonen durch verschiedene Arten KI-basierter virtueller Lehrkräfte übernommen werden könnten:

„Obwohl es offensichtlich ist, dass niemand im Bildungswesen darauf erpicht ist, dass virtuelle Menschen die Pädagog*innen ersetzen, ist die Idee, virtuelle menschliche Akteur*innen für den Einsatz in einer Vielzahl von pädagogischen und therapeutischen Umgebungen zu schaffen, ein vielversprechender Entwicklungsbereich. Auch wenn dies noch nicht Realität ist, besteht das Ziel in diesem Bereich darin, virtuelle menschenähnliche Charaktere zu schaffen, die auf natürliche Weise denken, handeln, reagieren und interagieren können und sowohl auf verbale als auch auf nonverbale Kommunikation reagieren und diese nutzen.“ (eigene Übersetzung; Subrahmanyam & Swathi, 2018, S. 8)

Die Frage, welche Tätigkeiten im AIED-Kontext KI-basierter Systeme vollständig übernommen werden, steht entsprechend nicht im Vordergrund der Untersuchungen in dieser Forschungsarbeit. Die vordergründige Frage lautet, wie KI-basierte Systeme im Kontext von Corporate Learning im Rahmen verschiedener Rollen und Aufgaben eingesetzt werden könnten und welche Nutzenpotenziale dadurch gehoben werden können. Die folgenden Zitate verdeutlichen diese Perspektive:

„Das wahre Potenzial der Technologie in der Hochschulbildung besteht darin, dass sie - wenn sie richtig eingesetzt wird - die menschlichen Fähigkeiten und Möglichkeiten in Lehre, Lernen und Forschung erweitert.“ (eigene Übersetzung; Popenici & Kerr, 2017, S. 3)

Mit dieser Perspektive wird KI-basierten Systemen eine Veränderungskraft, aber kein vollständiges Substitutionspotenzial zugesprochen (Cope et al., 2020, S. 1; Du Boulay, 2019, S. 2905; Hrastinski et al., 2019, S. 430; Kreutzer & Sirrenberg, 2020a, S. 184; Popenici & Kerr, 2017, S. 6). Innerhalb der im Rahmen der systematischen Literaturstudie selektierten Publikationen konnten zu diesem Themenbereich nur Aussagen und Hinweise in Bezug auf den Schulkontext gefunden werden. Die folgende Tabelle fasst Äusserungen in Bezug auf das Zusammenspiel von Mensch und Maschine im AIED-Kontext zusammen. Sie veranschaulicht etwa, welche Arten des Zusammenspiels konkret in der Literatur erläutert werden, was dabei die Rolle der Lehrkraft oder der Maschine ist und welche Stärken spezifisch betont werden. Da sich die Aussagen in der untersuchten Literatur, die sich auf ‚The Missing Middle‘ und die Augmentationsthematik beziehen, mehrheitlich auf Lehrkräfte und teilweise auf administrative Rollen beziehen, wird dieser Fokus in der nachkommenden Tabelle eingenommen. Es sei darauf hingewiesen, dass dies erst der Beginn für die Untersuchung des Zusammenspiels zwischen L&D-Professionals im Kontext von Corporate Learning sein kann. Direktzitate oder eine Bezugnahme auf ein konkretes Beispiel werden in der Tabelle mit den jeweiligen Autor*innen zitiert. Die meisten der Aufzählungspunkte fassen Nennungen

mehrerer Autor*innen zusammen und beinhalten auch eine Interpretationsleistung der Forscherin. Daher wird bei solchen Aufzählungspunkten auf die Angabe der Quellen verzichtet.

Tabelle 33: Augmentationsvarianten-Analyse im Bereich AIED, Fokus Lehrkräfte
(eigene Darstellung in Anlehnung an R. Baker, 2016; Du Boulay, 2019; Cope et al., 2020; Daniel, 2019; Hrastinski et al., 2019; Keller et al., 2019; Kose, 2015; Kreutzer & Sirrenberg, 2020a; Subrahmanyam & Swathi, 2018 Zawacki-Richter et al., 2019)

Menschliche Aktivitäten/Stärken des Menschen		
<i>Step aside und step narrow:</i> Die folgenden Stärken menschlicher Lehrkräfte werden in der AIED-Literatur besonders betont. – Professionelle Lehrpersonen kennen das Lernmaterial, die Didaktik sowie die Lernenden und haben Kontextkenntnisse und Gespür für die einzelnen Lernenden. Allerdings können sie trotzdem auch in Stärkenbereichen KI-basierter Systeme unterstützt werden, beispielsweise durch Sentimentsanalysen als zusätzliche Informationsquelle (siehe ‚Anreicherung‘ unter ‚step in‘). – Menschliche Lehrperson kann auf unerwartete Ereignisse eingehen und verfügt über ein viel grösseres Arsenal möglicher Aktionen und Interventionen, die spontan und intuitiv auf Situationen angepasst werden können. – Finale Entscheidungen effektiv treffen, mit oder ohne Beizug von Entscheidungshilfen und Informationen, die von KI-basierten Systemen stammen (Baker)	<i>Step up/step in:</i> Die folgenden Governance-Aufgaben werden in der AIED-Literatur hervorgehoben: Insbesondere die Systematisierung von Wissen und dessen Umsetzung, Begleitung in die pädagogische Praxis sowie die Orchestrierung davon bleiben Aufgabe und Arbeit der Lehrkräfte.	<i>Die folgenden Rollen von Lehrkräften scheinen gemäss AIED-Literatur an Relevanz zuzunehmen:</i> – Eine Entwicklung, die bereits vieldiskutiert ist, scheint durch den Einsatz KI-basierter Systeme weiter begünstigt zu werden: „From a sage on the stage, to a guide on the side“ (Dillenbourg, 2016, S. 555). – Die Lehrkräfte werden vermehrt in die Rolle der Klassenraum- oder Lernprozessmoderation schlüpfen und die Lernenden zum Lernen mit KI-basierten Systemen anregen sowie darin begleiten. Im Idealfall sind die KI-basierten Systeme auch bereits motivierend und anregend gestaltet. – Die Schaffung von Rahmenbedingungen für Lernen, die Verbindung mit dem übergeordneten Kontext und das Anregen einer kritischen Reflexion bei den Lernenden und eine verantwortungsvolle Nutzung KI-basierter Systeme werden gemäss den Aussagen in der AIED-Literatur an Relevanz zunehmen.
Mensch ergänzt Maschine/Maschine ergänzt Mensch und Maschine verschafft Mensch übermenschliche Fähigkeiten		
<i>Step in:</i> Die folgenden Zusammenspiele von Mensch und Maschine werden in der AIED-Literatur mit Fokus auf Lehrkräfte beschrieben:		

Variante: Mensch im Lead

Entscheidungsfindung: KI-basierte Systeme unterstützen den Menschen mit verschiedenen Arten von Informationsbereitstellung und in der Entscheidungsfindung. Ergebnisse des KI-basierten Systems unterstützen den Menschen bei informierten Entscheidungen. Die Entscheidung selbst wird vom Menschen getroffen. Diese Unterstützung kann marginal oder weitreichend sein. Die folgenden Varianten konnten in der Literatur herauskristallisiert werden:

- Einige Lösungen sind präskriptiv und empfehlen den Lehrkräften bestimmte Massnahmen.
- Andere Systeme geben lediglich Hinweise auf Leistung und Verhalten, aber keine konkreten Hinweise zu bestimmten Massnahmen. Sie überlassen es der Lehrkraft oder anderen Anspruchsgruppen, zu entscheiden, was zu tun ist.

Anreicherung: Die menschliche Lehrkraft führt ihre Aufgaben aus, die Aufgaben können aber durch die Anreicherung mit den Stärken der Maschine besser ausgeführt werden. Menschliche Stärken werden in dieser Variante durch die Maschine gestärkt oder durch den Einfluss der KI-basierten Systeme differenzierter und gezielter eingesetzt. Dies kann mit ‚Not replace teacher, but enable teachers to be even better in classrooms‘ zusammengefasst werden. KI-basierte Systeme helfen in dieser Variante bei der Erkennung gezielter Interventionen und bei der Verbesserung des Lehrens und Lernens. Cope et al. (2020, S. 6) nennen diese Art von Einsatz KI-basierter Systeme ‚kognitive Prothesen‘. Diese Art des Zusammenspiels von Mensch und Maschine wird in der AIED-Literatur häufig adressiert. Beispiele:

- KI-basierte Systeme können der menschlichen Lehrkraft eine zusätzliche ‚Brille‘ bieten, die es erlaubt, die Lernenden besser im Blick zu haben und Aktivitäten zu orchestrieren. Diese Brille steht sinnbildlich für das Erhalten einer Übersicht oder konkret für den Einsatz von Augmented-Reality-Brillen für eine Lehrkraft im Klassenraum-Setting. Durch virtuelle Symbole oder andere Hinweise über Dashboards können beispielsweise die individuellen Lernfortschritte eingesehen werden, Probleme frühzeitig erkannt oder Unkonzentriertheit erspät werden. Das System soll der Lehrkraft helfen, ihre Zeit optimal zu nutzen, um herauszufinden, bei welchen Themen sie sich mehr

Variante: KI-basiertes System im Lead

In dieser Variante wird die Aufgabe vom KI-basierten System übernommen und der Mensch gestaltet den Kontext des Einsatzes und sorgt für Rahmenbedingungen sowie die Einbettung. Beispiele:

- Die menschliche Lehrkraft sorgt dafür, dass die Lernerlebnisse und Herausforderungen beim Lernen mit KI-basierten Systemen reflektiert werden.
- Die menschliche Lehrkraft setzt die adaptiv gelernten Inhalte in einen grösseren Kontext.
- Lehrkraft ergänzt das im System verfügbare Scaffolding durch weitere Formen von Scaffolding, das die Bedürfnisse der einzelnen Lernenden besser berücksichtigt als nur diejenige Arten von Scaffolding, die das System bereits bietet.
- Mensch orchestriert die Einbettung KI-basierter Systeme in den Gesamtkontext und schafft den Rahmen für die Nutzung, damit Lernende möglichst eigenständig mit dem KI-basierten System lernen können.

Variante: Co-Workers, Co-Teaching oder Co-Begleitung

In dieser Variante arbeiten Mensch und Maschine Seite an Seite respektive in Aufgabenteilung und die KI-basierten Systeme können bestehende Aufgaben erweitert ausführen. Die Aufgaben verändern sich dadurch nicht wesentlich, aber der Service wird besser, beispielsweise die Verfügbarkeit von Sprechstunden rund um die Uhr.

- KI-basierte Systeme können als Co-Worker eingesetzt werden und beispielsweise Unterrichtseinheiten zusammenfassen, Fragen beantworten, Nachhilfe geben oder Sprechstunden anbieten, und dies während des Unterrichts oder der Vorlesung und zusätzlich 24/7. Kann ein Anliegen nicht erfüllt werden, weil es beispielsweise ausserhalb des Einsatzgebiets des KI-basierten Systems liegt, wird die menschliche Lehrkraft kontaktiert.

Variante: KI-basierte Systeme übernehmen neuartige Aufgaben, die für Menschen so nicht möglich wären

In dieser Variante werden KI-basierte Systeme für Aufgaben eingesetzt, die für den Menschen nicht bewältigbar wären. Damit können Ziele erreicht werden, die bislang unwahrscheinlich

einbringen muss, wenn sie die ganze Klasse unterrichtet, und um zu erkennen, welche Lernenden möglicherweise mehr sofortige, individuelle Hilfe benötigen, als das System selbst leisten kann. (Das Beispiel der Brille stammt aus Du Boulay, 2019, S. 2912–2913 und bezieht sich auf Lumilo.) – Eine weitere Form der Anreicherung wird im Bereich von Assessments und Prüfungen gesehen. KI-basierte Systeme können Initialkorrekturen und Bewertungen vornehmen, die die Lehrkraft nur noch ergänzen muss oder die die Lehrkraft auf Beobachtungspunkte hinweisen, die diese nicht bemerkt hätte. Dies kann zu einer Objektivierung der menschlichen Evaluationsleistungen führen.	waren. Als zentrales Beispiel für diese Variante dienen die Auswertung und Arbeit von Big Data oder die Skalierung der oben genannten Varianten auf eine grosse Menge an Lernenden. Zudem verfügt ein KI-basiertes System in Echtzeit und jederzeit über relevante Kenntnisse und Informationen über Lernende, und zwar auch bei einer grossen Anzahl an Lernenden sowie möglicherweise in einem sehr hohen Detaillierungsgrad.
In allen Fällen: Der Mensch trainiert das KI-basierte System und ist für die Qualitätskontrolle verantwortlich, damit es sinnvoll genutzt werden kann. Ob die Stärken der Maschinen und die verschiedenen Arten des Zusammenspiels wie beschrieben und in der gewünschten Qualität umgesetzt werden können, ist für die Gestaltung und Qualitätssicherung solcher KI-basierter Systeme zentral. Diese Aufgabe kommt Menschen zu. Es können beispielsweise folgende Aufgaben anfallen: – Datenquellen identifizieren, Inhalte sammeln, kuratieren und bereinigen. Darüber hinaus müssen KI-basierte Systeme für spezifische Ziele und Einsatzgebiete aufgesetzt und trainiert werden. Dies obliegt in einem ersten Schritt dem Menschen. Allenfalls können Teilschritte davon zu einem späteren Zeitpunkt und nach erfolgreichem Training von der Maschine übernommen werden. – Welche Rolle Lehrkräfte in diesen Prozessen spielen oder ob diese Aufgaben übergeordnet von Anbietern KI-basierter Systeme übernommen werden, wird in der AIED-Literatur wenig thematisiert.	
Maschinelle Aktivitäten/Stärken der Maschine	
<i>Die folgenden Stärken und Substitutionspotenziale KI-basierter Systeme werden in der AIED-Literatur besonders betont.</i> – Maschine übernimmt repetitive und andere automatisierbare Aufgaben und Alltagsprobleme, z. B. Verwaltung, Bewertungen, Übersetzungen, Feedback und Plagiatserkennung. Die menschliche Lehrkraft hat dadurch mehr Zeit für andere Aufgaben, die menschliche Stärken erfordern. Die Automatisierung dieser Tasks erfolgt, nachdem der Mensch ausreichend Inputs gegeben hat, sodass die Maschine selbstständig umsetzen kann. Mithin müssen sich menschliche Lehrpersonen weniger aktiv an der Lösung von Alltagsproblemen beteiligen, da sie bei der schnellen und einfachen Bewältigung ihrer Probleme durch KI-basierte Systeme unterstützt werden. – Besonders hervorgehoben werden Aspekte wie „wird nie müde“, „wird nicht enttäuscht“ und „verliert nicht die Geduld“ (Hrastinski et al., 2019, S. 438). KI-basierte Systeme können entsprechend 24/7 eingesetzt werden. – Weiter werden eine niedrighschwellige Barriere und kleinere Hürde für eine Kontaktaufnahme sowie eine vertrauliche Kommunikation und grössere Objektivität als Stärke eines KI-basierten Systems im Bereich AIED aufgezeigt. Je nach Gestaltung des KI-basierten Systems können Lernen und Kommunizieren mit einem KI-basierten System anonymer und unkomplizierter erfolgen. – Überwachung und Monitoring sowie das Erkennen erwarteter und neuartiger Muster in Daten, z. B. auch mit Längsschnittdaten oder Big Data, gehören zu den Stärken KI-basierter Systeme.	

Die Auswertung verdeutlicht, wie das Zusammenspiel von Lehrkräften und KI-basierten Systemen in der aktuellen AIED-Literatur thematisiert wird. Zusätzlich können zentrale Interpretationen und Hinweise zu dieser Thematik festgehalten werden. Relevant erscheint beispielsweise, dass je nach gewähltem Einsatzgebiet und Form des Zusammenspiels zwischen Mensch und Maschine die Rolle des Menschen unterschiedlich stark verändert oder sogar neu gestaltet wird. Dies führt zu dem Hinweis von Du Boulay (2019, S. 2913), dass je nach Anwendung und dahinterliegender pädagogischem und didaktischem Verständnis *neben den Lernenden auch die Lehrenden befähigt werden müssen, um das KI-basierte System bestmöglich einsetzen zu können*. Der Autor spricht davon, dass das KI-basierte System eine pädagogische Logik besitzen muss und dazu auch diejenige des Menschen bestimmt werden muss: „One needs to consider both the pedagogy of the system itself, as well as the pedagogy of the way the teacher makes use of the system.“ (Du Boulay, 2019, S. 2913)

Diese Varianten beziehen sich häufig auf ein formelles Klassenraum-Setting, lassen sich aber auch in andere Settings übertragen. Eine naheliegende Erweiterung besteht in der Übertragung auf skalierte Bildungsangebote wie MooCs. Entscheidend ist, in welcher Konstellation oder auch Hierarchie das Zusammenspiel zwischen Mensch und KI-basiertem System aufgesetzt wird. Dies ist ein Gestaltungsaspekt. Weiter tritt zutage, dass eine alleinige *Unterscheidung davon, was menschliche Stärken sind, noch wenig darüber aussagt, ob nicht doch ein KI-basiertes System einen Nutzen bringen könnte*.

Beispiel: Menschen sind empathisch, Maschinen per Definition nicht. Der Mensch ist in der Lage, die Situation von Lernenden und Emotionen intuitiv einzuschätzen und in einen Kontext setzen. Dies bedeutet jedoch nicht, dass ein KI-Einsatz bei Aufgaben, bei denen Empathie relevant ist, unwahrscheinlich ist. Es offenbart sich, dass in einer solchen Situation der Mensch vermutlich eine Rolle spielen sollte, dass er diese Rolle aber möglicherweise sogar noch besser wahrnehmen kann, wenn er durch KI-basierte Systeme darin unterstützt wird. Diese Unterstützung könnte beispielsweise über KI-basierte Sentimentsanalysen erfolgen oder auf Beobachtungen fassen, die der Mensch aufgrund der Menge an Lernenden beispielsweise nicht umfänglich im Blick behalten könnte. Ausserdem könnten durch KI-basierte Informationen blinde Flecken aufgedeckt oder neue Muster erkannt werden. Die *Kombination von Mensch und Maschine in einem klaren Stärkenbereich des Menschen* könnte in diesem Sinne sogar eine objektivere Beurteilung bedingen, als wenn dies allein durch einen Menschen durchgeführt wird.

Ein weiterer Aspekt, der sich herauskristallisiert, ist die *Relevanz von Mengen*. So wird die Abwägung, ob rein auf menschliche Lehrkräfte gesetzt werden kann, in einem Kontext von 50 zu betreuenden Lernenden andere Kriterien hervorrufen als die Abwägung

in einem Kontext von MooCs, bei dem unter Umständen Tausende von Lernenden betreut werden müssen.

Ein weiterer Aspekt liegt darin, dass die *Abwägung des Zusammenspiels von Mensch und Maschine nicht zwingend in einem 1:1-Verhältnis* erfolgen muss. Es ist auch die Variante zu überlegen, ob die Kombination aus mehreren Menschen oder diejenige zwischen einem Mensch und einem KI-basiertem System vielversprechender ist. Hier wird ausschlaggebend sein, welche Zielsetzungen und Nutzenpotenziale primär im Vordergrund stehen und wie bedeutend die Problemlösung und entsprechend die Investitionsbereitschaft von Seiten der Entscheidungsträger*innen ist. Auch wird sich das Fazit hierzu je nach Kontext unterscheiden. Das folgende Zitat greift eine Hauptforderung auf:

„The role of technology in higher learning is to enhance human thinking and to augment the educational process, not to reduce it to a set of procedures for content delivery, control, and assessment.“ (Popenici & Kerr, 2017, S. 4)

Die hier aufgezeigten Augmentationsvarianten beziehen sich – für AIED-Literatur typisch – insbesondere auf den schulischen Kontext. Es erweist sich als interessant, dass das Entwickeln und Trainieren KI-basierter Systeme, die auch zur ‚The Missing Middle‘ gehören, lediglich marginal in der AIED-Literatur als Aufgabe von Lehrkräften diskutiert wird. Gleichwohl ist dies ein elementarer Aspekt, ob ein KI-basiertes System auch tatsächlich zielführend eingesetzt werden kann. Eines der wenigen Beispiele, in denen eine solche Tätigkeit in der untersuchten Literatur veranschaulicht wird, geht auf Cope et al. (2020) zurück:

„Mit Training können Algorithmen zur Verarbeitung natürlicher Sprache Aufsätze bewerten (Cope, Kalantzis, McCarthey, Vojak, & Kline, 2011), Themen identifizieren, Stimmungen analysieren und Sprachen übersetzen. Der Mensch identifiziert zunächst Textmerkmale durch Annotation eines Korpus, oder im Falle der maschinellen Übersetzung werden der Maschine parallele Paare übersetzter Texte zur Verfügung gestellt. Die Maschine sucht dann nach statistischen Ähnlichkeiten in den neu zur Analyse bereitgestellten Texten. Die Intelligenz liegt hier nicht in den Berechnungen, die die Maschine durchführt, die nur in ihrer Anzahl und Geschwindigkeit intelligent sind, sondern in den menschlichen Kennzeichnungen. Je mehr Beschriftungen von Menschen vorgenommen werden, desto stärker sind die Assoziationen und desto aussagekräftiger sind die Vorhersagen. Beim Deep Learning führt die Maschine wiederholte Berechnungen mit großen Datensätzen durch, um ihre Schlussfolgerungen zu ziehen. Wie bei Turings Berechnungen können die Ergebnisse manchmal aufschlussreich oder überraschend sein, aber

nur aufgrund des Umfangs der von der Maschine durchgeführten Berechnungen und nicht, weil die Maschine selbst in irgendeiner Weise so intelligent ist wie der Mensch.“ (eigene Übersetzung; S. 7)

In Bezug auf die Augmentationsstrategien von Davenport und Kirby (2016) spielen sich *die meisten der untersuchten Diskussionen in den Bereichen ‚step in‘ und ‚step aside‘* ab. Am wenigsten Hinweise konnten zu ‚step forward‘ gewonnen werden. Der direkte Einbezug von Lehrkräften in die Entwicklung KI-basierter Systeme scheint weniger Kernthema zu sein, sondern eher deren Einsatz in der Anwendung. *Unterstützungs- sowie Kollaborationsfunktionen sind die Kernfunktionen KI-basierter Systeme, die in der untersuchten AIED-Literatur identifiziert werden konnten. Eine Substitution kommt höchstens im Bereich repetitiver Aufgaben vor*, die die gesamte Rolle einer Lehrperson oder einer Administrationsperson aber dennoch nur zu Teilen ersetzen kann. Dies kann bedeuten, dass die *menschliche Lehrkraft höher spezialisiert sein sollte und Spezialfälle in den Vordergrund rücken*, da Alltagsprobleme und Routineaufgaben entfallen. Durch solche Entlastungen kann die Arbeitsbelastung der Lehrkräfte verringert werden. Dies kann zu einer Effektivitäts- (Mensch hat mehr Zeit, um sich um einzelne Lernende zu kümmern) oder Effizienzsteigerung (es werden weniger Lehrkräfte benötigt) führen.

Die bisherigen Erkenntnisse der Literaturanalyse dienen als relevante Grundlage hinsichtlich der Frage, welche Augmentationsvarianten und welche Auswirkungen KI-basierte Systeme spezifisch auf die verschiedenen Rollen von L&D-Professionals im Kontext von Corporate Learning haben. Allerdings thematisieren sie erst einen Ausschnitt aller möglicher Varianten. Dies gilt insbesondere für diejenigen Prozessschritte, Teile des Leistungsportfolios und Rollen von L&D-Professionals, die durch die untersuchte Literatur mit Fokus auf den formellen Schulkontext noch nicht angesprochen wurden. Dieser Aspekt verkörpert mithin einen relevanten Beobachtungspunkt im Rahmen der Fallstudienuntersuchung, die später in dieser Forschungsarbeit thematisiert wird (siehe Kapitel 8).

Bevor auf die speziell auf den Kontext von Corporate Learning ausgerichtete Fallstudienuntersuchung übergeleitet wird, werden drei Themen aufgearbeitet, die an der Schnittstelle von KI und AIED/Corporate Learning als besonders bedeutend und nicht vernachlässigbar erscheinen. Dies sind zum einen das Thema der Daten, des Datenschutzes und der Datensicherheit und zum anderen ethische und rechtliche Aspekte sowie Grundlagen zum Design von KI-Lösungen. Die Aufarbeitung dieser drei Themen zählt nicht direkt auf eine der drei Forschungsfragen ein, ist aber zentral für das Ziel der Dissertation, einen umfassenden sowie kritisch-reflektierten Umgang zu KI-basierten Systemen im Kontext von Corporate Learning zu schaffen und zentrale Aspekte für die

angestrebte Orientierungs-, Entscheidungs- und Gestaltungshilfe für Entscheidungsträger*innen zu erarbeiten. Die Themen werden so aufbereitet, dass sie einen Überblick über zentrale Aspekte und den aktuellen Stand bieten, aber es werden keine Vertiefungen und Weiterentwicklungen angestellt. Dies wäre wiederum ein Forschungsdesiderat für weiterführende Studien.

7.9 Daten, Datenschutz und Datensicherheit

„Finding good data with which to build an algorithm can be challenging.“ (Tambe et al., 2019, S. 28)

Daten sind eine unabdingbare Komponente für ein KI-basiertes System. Die Literaturanalyse veranschaulicht, dass beim Thema Daten nicht nur die Verfügbarkeit eine zentrale Rolle spielt, sondern gleichsam weitere Aspekte wie die Qualität der Daten und der Umgang mit Daten, insbesondere auch die Aspekte des Datenschutzes und der Datensicherheit. Nachfolgend wird das Thema Daten aus der AIED-Perspektive beleuchtet und insbesondere aufgezeigt, welche Datenquellen genannt werden, welche konkreten Daten zu AIED-Zwecken erhoben werden, welches die Spezifika von Daten im AIED-Kontext sind, was die besonderen Herausforderungen sind und welche Empfehlungen in der untersuchten Literatur ausgesprochen werden.

Nachfolgend werden zunächst die zentralen Datenquellen zu KI-basierten Systemen im Kontext von Corporate Learning und die daraus entstehenden Datenarten/Informationen, die in der untersuchten Literatur erwähnt werden, beleuchtet. Danach folgen zentrale Aspekte rund um den Datenprozess und den Umgang mit Daten.

Tabelle 34: Datenquellen und Datenarten von AIED-Systemen
(eigene Darstellung)

Datenquellen	Datenarten
Lernbezogene Systeme: – Learning Management Systems (LMS) – eLearning environments/virtual learning environments (VLE), z. B. Massive Open Online Courses (MOOCs) – Systeme zur Aufzeichnung von Vorlesungen/Media-Streaming – E-Portfolios – Weitere Bildungsapplikationen – Zukunftsvorstellung: Lifelong Learning Companions	Informationen, die je nach Situation bereits vor dem Lernprozess zur Verfügung stehen, z. B.: – Kursbeschreibungen und Themen, Tags, Kompetenzen die für die Lösung einer Aufgabe notwendig sind – Ratings, Bewertungen – Historische Daten zu den Lernenden wie Noten, Abschlüsse, Zertifikate – Lernziele und Lernpräferenzen von Lernenden Grundsätzlich alle aufnehmbaren Aktionen und Informationen während eines Lernprozesses, z. B.: – Lernfortschritte, Wissensstände

	– Anzahl Klicks, Navigationswege der Nutzer*innen, Abbrüche – Anzahl und Dauer von Pausen – Anzahl korrekte oder falsche Antworten, Dauer für die Beantwortung, Anzahl Versuche bis zur korrekten Beantwortung – Häufigkeit und Intensität, mit der Lernende auf das Lernmaterial zugreifen und es bearbeiten – Schriftliche oder mündliche Beiträge, Beiträgen zu Online-Diskussionen, gegebene und erhaltene Peer-Reviews und Begutachtungen, Frequenz und Inhalt davon, Antworten in Umfragen und Tests – Erfüllungs-/Abschlussraten
Arbeitsbezogene Systeme: – Bearbeitete Dokumente – Foren, Blogs, Wikis, Kommentare – <i>E-mails, Texte</i> – <i>Textdokumente</i>	– Aufgaben der Mitarbeitenden und die Kenntnisse, Fertigkeiten und Fähigkeiten, die zur Ausführung der Aufgaben erforderlich sind, Messung konkreter Handlungen – Interessengebiete – Leistungsmessungen, Leistungsbewertungen, gegebene und erhaltene Feedbacks – Schlüsselwörter in Suchmaschinen – Tastenanschläge, Clickstreams, QR-Code-Scans oder Protokolldateien – Genutzte Dokumente – Mimik, Tonfall, Emotionen, Persönlichkeitsmerkmale, Motivationskonstrukte, Werte und Interessen, Einstellungen, Formulierungen
Admin- und HR-Systeme, Systeme zur Anwesenheitskontrolle von Mitarbeitenden, Systeme für die Zeitplanung und Rapportierung	– Lern- und Arbeitszeiten – Lebensläufe – Personaldaten – Kosten
Social Media	– Inhalt und Häufigkeit der von den Lernenden geposteten Nachrichten – Aktivitäten der Lernenden in sozialen Netzwerken, z. B. Likes – Kontakte, Verknüpfungen, Interessen
Kameras	Hochauflösende Kameras, z. B. Webcams, für automatische Bilderkennung (etwa Gestik und Mimik) in Klassenzimmern, Videostream zur Erkennung von Anzeichen von Langeweile, Engagement, geistiger Unter- oder Überforderung und/oder einer möglichen Unterbrechung des Lernprozesses
Spracherkennung	Spracherkennungstechnologie, beispielsweise Hintergrundgeräusche, Akzente, Dialekte, Erkennung verschiedener Sprecher*innen
Sensoren/IoT	Sensordaten integrierter Sensoren von Smartphones, Smartwatches und Umweltdaten Biometrische Sensoren für Blutvolumenpuls, Herzfrequenzen oder galvanische Hautreaktion zur Erkennung von Stimmungsschwankungen oder Konzentration

	Bewegungen, motorische Aktivitäten, Gesichts- und Handtracking/Motion tracking z. B. durch Bewegungssensoren wie das Kinect-System und biometrische Sensoren wie Handgelenksbänder oder Smart Watches, Messung von Augenbewegungen, Schrittzähler, Bewegung, Beschleunigungsmesser
Assessments, Tests, Umfragen	Testantworten in Wissenstests, psychologischen Tests/Persönlichkeitstests, Umfragen, Befragungen zu persönlichen Daten und Einschätzungen, aber auch Peer-Feedbacks und Bewertungen verschiedener Anspruchsgruppen
Nicht arbeitsbezogene Kontextdaten	Zum Beispiel Shoppingverhalten, Arztbesuche oder Freizeitaktivitäten
Strategische Daten und Zielsetzungen	Unternehmensziele und Key Performance Indicators (KPI), beispielsweise Kundenzufriedenheit, Customer Experience oder Umsatz
Öffentliche Datenbanken	Nicht weiter ausspezifiziert, diverse Datenarten denkbar
Experimente, bei denen gezielt die notwendigen Daten erhoben werden	Nicht weiter ausspezifiziert, diverse Datenarten denkbar
Modellierung fehlender Daten	Nicht weiter ausspezifiziert, diverse Datenarten denkbar

All diese Datenquellen und Datenarten tragen zu den für das Funktionieren eines KI-basierten Systems notwendigen digitalen Fussabdrücken bei. Je nach Zweck des KI-basierten Systems sind andere Daten relevant. Auffallend ist, dass sich die Beispiele zu möglichen Daten, die in der untersuchten Literatur aufgefunden werden konnten, hauptsächlich Informationen zu Individuen oder Lernangeboten betreffen und weniger den Kontext, die Strategie oder andere Aspekte aufgreifen. Dies erscheint insbesondere im Kontext von Corporate Learning eine interessante Erweiterung heutiger Anwendungen, die aus dem AIED-Bereich in den Corporate-Learning-Kontext übertragen werden sollen. Die Nennungen in der Literatur zeigen unterschiedliche Strategien zur Datenerhebung:

- Benötigte Daten werden gezielt generiert/erhoben vs. Verwendung bereits verfügbarer Daten
- Daten aus Lernumgebungen vs. Daten aus anderen Kontexten
- Digital Footprints vs. physische Daten, die gezielt über Sensoren erhoben werden
- Real-Time-Daten vs. starre, statische, historische Daten
- Interne, unternehmensspezifische Daten vs. öffentliche oder halböffentliche Daten von Drittanbietern oder eine Kombination davon, um die notwendigen Datenarten und Datenmengen zu erreichen

- Eigene Daten des Mitarbeitenden vs. für den Mitarbeitenden erstellte Daten/Daten von Dritten

Es ist zu beachten, dass KI-basierte Systeme unter Umständen gleichzeitig Daten erzeugen und auswerten können. KI-basierte Systeme sowie insbesondere auch Natural Language Processing können bei der Gewinnung von Daten helfen, zum Beispiel bei der Extraktion von Daten aus Videos, gesprochener Sprache oder Textanalyse. Dies bedeutet, dass KI-basierte Systeme nicht nur Daten verwenden, sondern gleichzeitig auch zu einer breiteren Datenbasis beitragen können. Der Umgang mit Daten ist anspruchsvoll. In der Analyse zeigen sich verschiedene Herausforderungen und Lösungsansätze, die nachfolgend zusammengefasst werden:

- *Unklare, ambige, uneindeutige Daten:* Als Beispiele hierfür gelten etwa die korrekte Beantwortung von Fragen, die per Zufall, aber nicht aufgrund fundierten Wissens korrekt beantwortet wurden. Auch kann es sein, dass Fehler begangen werden und eine Frage falsch beantwortet wird, obwohl das Wissen dazu eigentlich vorhanden wäre.
- *Falsche Daten, manipulierte Daten:* Während im ersten Fall die Daten nicht bewusst falsch erfasst wurden, können Daten auch bewusst inkorrekt eingegeben und Ergebnisse des KI-basierten Systems entsprechend manipuliert werden. Hierbei wird der Grundsatz erwähnt, dass die Korrektheit und Aktualität der vom Lernenden beeinflussbaren Daten auch durch den Lernenden sichergestellt werden müssen, umgekehrt jedoch die Zuverlässigkeit und die Validität des Auswertungsprozesses durch den Entwickler des KI-basierten Systems gewährleistet werden müssen.
- *Unvollständige Daten, fehlende Daten:* Je nach Anwendungszweck des KI-basierten Systems kann es sein, dass einzelne relevante Parameter oder Daten nicht erhoben werden können, da sie beispielsweise nicht digitalisiert stattfinden oder zu wenig gut gemessen und spezifiziert werden können. Nicht alle relevanten Vorgänge werden gemessen oder hinterlassen verwendbare digitale Datenspuren. Falls digitale Datenspuren vorhanden sind, kann es sich derart verhalten, dass die Daten nicht das notwendige Format aufweisen und die Aufarbeitung aufwändig ist. Ferner ist die Gefahr vorhanden, dass lediglich einseitige Daten gegeben sind, zum Beispiel nur Daten von Mitarbeitenden, die sich bereits in einem Lernprozess befinden. Mitarbeitende, die den Lernprozess nicht vornehmen, werden nicht gemessen und es entgehen unter Umständen relevante Informationen. Durch solche fehlende oder einseitige Datenbestände kann es zu ungewollten Diskriminierungen und Verzerrungen kommen, die unfaire Voraussagen oder

Handlungen bedingen und insbesondere bei modern AI über die Zeit unentdeckt verstärkt werden. Es gilt, als Unternehmen bewusst in die gezielte Datensammlung zu investieren und Standards zu etablieren, die es erlauben, Daten aus unterschiedlichen Systemen zu sammeln und zu kombinieren.

- *Fehlende Standards, Datenfragmentierung:* Daten entsprechen in Bezug auf ihr Format nicht automatisch gängigen Standards, die in einem KI-basierten System zum Einsatz kommen. Eine Vereinheitlichung und der Einsatz von Standards helfen, Daten aus unterschiedlichen Systemen zu verbinden und zu kombinieren. Als typische Standards im Bereich der Bildung werden xAPI oder SCORM genannt. Es empfiehlt sich, alle Daten an einem zentralen Ort zu sammeln und zu bewirtschaften. Im Bildungskontext wird hierfür als Schlagwort oftmals ein Learning Record Store erwähnt. Auch erscheint die Arbeit mit sogenannten Meta-Daten von Bedeutung, die sich auf festgelegte Begriffe beziehen und es erlauben, verschiedene Lernangebote zu klassifizieren. Die Standardisierung von Daten verhilft der Nutzung in verschiedenen Systemen zu verschiedenen Zeitpunkten und ermöglicht auch eine Wiederholbarkeit und Anreicherung im Rahmen der Datenerhebung.
- *Datenmenge:* Falls sichergestellt werden kann, dass alle notwendigen Datenarten gemessen werden, kann es sein, dass pro Datenart/Parameter zu wenige Datenpunkte zur Verfügung stehen, insbesondere, wenn es sich um eine spezielle Zielgruppe oder ein selten auftretendes Phänomen handelt. Relevant erscheint in Bezug auf die Datenmenge, dass KI-basierte Systeme auch mit geringen Datenmengen arbeiten können und Big Data keine Voraussetzung ist. Dennoch gilt es pro Datenart festzulegen und zu prüfen, was eine Mindestanforderung in Bezug auf die Menge ist.
- *Vertrauen/Glauben an die Resultate:* Damit die Ergebnisse eines KI-basierten Systems auch entsprechende Wirkung erzielen können, ist eine Einigung in Bezug auf die dahinterliegenden Modelle zu erzielen. Existiert kein Konsens über das untersuchte Kausalmodell, können Reaktionen auf die Ergebnisse bei fehlendem Vertrauen oder Glauben negativ oder zumindest kontraproduktiv ausfallen und würden den Aufwand, der mit einem KI-basierten System einhergeht, nicht rechtfertigen.
- *Fehlende Modelle/keine adäquaten Modelle:* KI-basierte Systeme basieren auf Modellen. Fehlen Modelle oder werden Modelle angewendet, die einen Anwendungszweck nur unvollständig abdecken, kann dies zu falschen oder verfälschten Ergebnissen führen und der Einsatz eines KI-basierten Systems würde

Verzerrungen und Ergebnisse hervorbringen, die nicht wünschenswert sind. Das Thema der Komplexität von HR- und Corporate-Learning-Phänomenen wurde bereits im Bereich der fortschrittsprägenden Einflussfaktoren in dieser Forschungsarbeit weiter ausgeführt und kann dort nachgelesen werden.

- *Unkenntnisse und Vorgaben in Bezug auf rechtliche Aspekte und Regulationen:* Zum einen werden zum aktuellen Zeitpunkt mangelnde Kenntnisse rund um das Thema Datenschutz und Datensicherheit als Herausforderung in Bezug auf den Einsatz KI-basierter Systeme genannt. Zum anderen scheinen wesentliche Fragen der Datensicherheit und -hoheit noch nicht genügend von rechtlicher und staatlicher Seite gelöst. Eine Grundlage, die als zentral erscheint und bereits in Kraft ist, ist die Datenschutz-Grundverordnung (DSGVO) der Europäischen Union (EU), die den Schutz personenbezogener Daten regelt.¹¹ Gleichwohl ist zu beachten, dass die Datenschutzrichtlinien weltweit nicht einheitlich sind. Die GDPR begünstigt aktuell individuelle Rechte, was beispielsweise Europa von China oder den USA unterscheidet und entsprechend dazu führen kann oder auch bereits dazu führt, dass Fortschritte verlangsamt werden. Je nach Land unterscheidet sich beispielsweise die Abwägung zwischen den individuellen Datenschutzrechten vs. sozialen oder gesellschaftlichen Vorteilen durch die Nutzung persönlicher Daten. Je nach Grundlagen unterscheiden sich zudem die Auffassung und Auslegung darüber, was sensible und unsensible Daten sind.

Neben den Herausforderungen offenbaren sich auch Dilemmata respektive Spannungsfelder, die von Karwehl und Kauffeld (2021, S. 19) in ihrer Thematisierung zur Anwendung von HR Analytics, Big Data und Kompetenzmanagement pointiert aufgezeigt werden und auch für KI im Kontext von Corporate Learning sowie individueller Kompetenzentwicklung als relevant erscheinen:

- Während Daten nur zu einem spezifischen Zweck gesammelt werden sollten, bieten die Verwendung der gleichen Daten für verschiedene Zwecke und das Suchen nach neuen Mustern und Erkenntnissen für den Einsatz KI-basierter Systeme hohe Nutzenpotenziale.
- Die Speicherung verschiedener Daten in einem übergeordneten Daten-Pool ist aus Sicht der Nutzung KI-basierter Systeme relevant, erfüllt unter Umständen aber nicht die Auflagen von Seiten Datenschutz und Datensicherheit.

¹¹ In der Schweiz tritt voraussichtlich im September 2023 das neue Datenschutzgesetz in Kraft, das insbesondere Informationspflichten sowie die Betroffenenrechte natürlicher Personen stärkt.

- Eine Umgehungsvariante bilden die Pseudonymisierung und Anonymisierung von Daten, was gleichzeitig aber zu einem Abstrich im Thema Personalisierung und Individualisierung führt.

In Anbetracht dieser zentralen Dilemmata respektive Spannungsfelder gilt es zum einen, den Schutz der Privatsphäre zu gewährleisten und zum anderen dennoch so spezifisch zu sein, dass möglichst individualisierte sowie personalisierte Resultate möglich sind. Es erscheint insbesondere herausfordernd, dem Ruf nach Individualisierung und Personalisierung im Kontext von Corporate Learning und individueller Kompetenzentwicklung nachzukommen, da es sich hinsichtlich einer bestmöglichen Wirkung tatsächlich um eine Personalisierung auf Stufe eines Individuums handelt, da jeder Mensch einzigartig in Bezug auf sein Vorwissen und seine Bedürfnisse ist. Die Arbeit mit Kohorten oder Gruppierungen zum Zweck der Anonymisierung ist zwar möglich, aber je nach Anwendungszweck mit Reduzierungen im Nutzen verbunden. Zugleich handelt es sich um Daten, die sehr persönlich sind. Im Rahmen von Coachings werden beispielsweise persönliche Daten erhoben, die aus Sicht der Datenschutz- und Privatsphäre besonders heikel sind.

Dieses Kapitel hat sich schwerpunktmässig mit dem für KI-basierte Systeme zentralen Datenthema auseinandergesetzt und einen ersten Einblick in Diskussionspunkte und Datenquellen geboten. Es hegt nicht den Anspruch auf Vollständigkeit, da das Thema ‚Daten, Datenschutz und Datensicherheit‘ per se ein breites, anspruchsvolles und weiter zu erforschendes Thema darstellt. Ziel war jedoch, relevante Linien in diesem Thema aufzuzeigen und elementare Aspekte zu beleuchten. Ein weiteres zentrales Thema, das bei einer Auseinandersetzung mit KI-basierten Systemen nicht fehlen darf, sind rechtliche sowie ethische Aspekte. Diese werden nachstehend beleuchtet.

7.10 Ethische und rechtliche Aspekte

„Im Zuge des Wandels hin zur Entwicklung moderner, lernfähiger KI-Systeme sind Bedenken aufgekommen, dass KI die Kontrolle über den Menschen übernimmt, dass Algorithmen durch schlechte Daten beeinflusst werden, dass sozioökonomische Ungleichheit herrscht und dass die Privatsphäre verletzt wird.“ (eigene Übersetzung; Renz & Krishnaraja, 2020, S. 7)

Das Zitat von Renz und Krishnaraja (2020) verdeutlicht, dass ethische und rechtliche Aspekte sowie eine frühzeitige und verantwortungsvolle Auseinandersetzung mit den Implikationen KI-basierter Systeme im Bildungs- und Corporate-Learning-Kontext von hoher Relevanz sind. Richards und Dignum (2019, S. 2893) betonen, dass sich die

Bedeutung einer ethischen Auseinandersetzung im Zusammenhang mit KI-basierten Systemen zu Kompetenzentwicklungszwecken deshalb verstärkt, weil solche Systeme vermehrt menschliche Aufgaben und Eigenschaften übernehmen können und stärker in der Arbeits- und Lernwelt miteinander verknüpft werden. Zawacki-Richter et al. (2019, S. 10) stellen indes fest, dass eine geringe Anzahl an Publikationen eine kritische Reflexion zu ethischen Aspekten in Bezug auf den Einsatz KI-basierter Systeme in der Bildung beinhaltet. Richards und Dignum (2019, S. 2892) veranschaulichen, dass sich Diskussionen zu ethischen Fragestellungen im Zusammenhang mit KI und Learning Analytics derzeit meist auf den Schutz der Privatsphäre, Sicherheitsaspekte und die angemessene Verwendung personenbezogener Daten beschränken. Diese Perspektive reicht allerdings nicht aus, um KI-basierte Systeme im Kontext von Corporate Learning verantwortungsvoll zu gestalten. Richards und Dignum (2019, S. 2896) zeigen in ihrem Beitrag auf, dass eine zunehmende Anzahl an Forschenden sich mit dem verantwortungsvollen Design KI-basierter Systeme befasst und dass in diesem Kontext auch verschiedene Leitlinien, Prinzipien und Empfehlungen entstanden sind und weiter entstehen. Gleichwohl erklärt die Autorenschaft, dass diese Erarbeitungen mehrheitlich im allgemeinen KI-Kontext stattfinden und selten spezifische Anleitungen für den Bildungskontext leisten. Ein ähnliches Bild ist laut Bankins (2021, S. 841) in der HRM-Literatur auffindbar. Die Forscherin weist auf den Umstand hin, dass sich die HRM-Forschung vorwiegend Nutzungsmöglichkeiten KI-basierter Systeme für HRM-Zwecke widmet, sich dabei aber weniger auf ethische Fragestellungen stützt oder diese elaboriert. Insbesondere im HRM-Kontext, zu dem auch Corporate Learning gehört, erscheint dies aus den folgenden Gründen jedoch zentral. Zum einen handelt es sich bei der Verwaltung und Arbeit mit Mitarbeiterdaten häufig um sensible Informationen. Zum anderen sind der Einbezug menschlicher Arbeitskräfte und die Beachtung der Auswirkungen von KI auf ebendiese im Unternehmenskontext höchst relevant. Bankins (2021) verdeutlicht die Brisanz mit folgendem Zitat:

„Der Einsatz von KI für solche Aufgaben kann zwar viele Vorteile bieten, es gibt jedoch Hinweise darauf, dass ihr Einsatz ohne eine sorgfältige und bewusste Umsetzung auch zu erheblichen Schäden führen kann.“ (eigene Übersetzung; S. 841)

Rechtliche und ethische Rahmenbedingungen spielen beim Einsatz KI-basierter Systeme eine zentrale Rolle und dienen dem bewussten Gegenübertreten von Risiken und Befürchtungen, wie sie im Abschnitt 7.6.4 erläutert wurden. Solche Rahmenbedingungen können den Fortschritt und den Umgang mit KI-basierten Systemen stark prägen. Diese können sich je nach Land stark unterscheiden. Das Aufzeigen länderspezifischer Differenzen oder die Abtiefung einer Diskussion über die Gestaltung und

Weiterentwicklung rechtlicher Rahmenbedingungen kann in dieser Arbeit nicht geleistet werden. Es gilt vielmehr das Ziel, Entscheidungsträger*innen oder Forschende aus dem Corporate-Learning-Kontext so zu sensibilisieren und zentrale Gestaltungspunkte zu identifizieren, dass diese Themenpunkte im Einzelfall auf die eigene Situation hin untersucht und angewendet werden können. Dieses Unterkapitel dient einer Übersicht, auf welche Aspekte von Seiten der Unternehmen mit Fokus auf Corporate Learning tendenziell besonders geachtet werden muss. Dafür wird der Beizug allgemeiner ethische KI-Leitlinien als ein hilfreicher Startpunkt erachtet, der durch Corporate-Learning- oder zumindest HRM-spezifische Aspekte angereichert werden soll. Ein solches Vorgehen wird auch von Bankins (2021, S. 841) als zielführend beschrieben, da die allgemeine KI-Literatur das Thema der Ethik bereits zahlreich und vielseitig aufgreift, aber dennoch zusätzliche kontextspezifische Perspektiven vonnöten sind. In dieser Studie werden in Vertretung für die allgemeine KI-Literatur die Erarbeitungen der AI HLEG (2019b) verwendet und die Verfasserin stützt sich auf die von Richards und Dignum (2019) sowie Keller et al. (2019) bereits in den AIED-Kontext übertragenen ART-Prinzipien. Zusätzlich werden zentrale ethische Leitlinien und Hinweise vorgestellt, die sich spezifisch auf den HR-Kontext (Bankins, 2021; Ethikbeirat HR Tech, 2020) oder den Kontext der individuellen Kompetenzentwicklung (Du Boulay, 2022; Ifenthaler & Drachsler, 2018; Kitto & Knight, 2019; Renz & Krishnaraja, 2020; Yang, Ogata, Matsui & Chen, 2021) beziehen. Die Kombination dieser Quellen verspricht eine sinnvolle Orientierung zu ethischen und rechtlichen Aspekten für den noch wenig untersuchten Corporate-Learning-Kontext.

Als Ausgangspunkt für die inhaltlichen Ausführungen zu ethischen und rechtlichen Aspekten bietet die folgende Darstellung einen ersten Zugang. Sie zeigt vier zentrale Herausforderungen KI-basierter Systeme und dazugehörige rechtliche Herausforderungen respektive zu beachtende Aspekte.

Technische Herausforderung		Rechtliche Herausforderung
Autonome Handlungsfähigkeit	→	Verantwortlichkeit und Haftung
Black-Box-Problematik	→	Transparenz/Nachvollziehbarkeit
Bias, Systematische Fehler	→	Mögliche Diskriminierung
Datenverfügbarkeit und -qualität	→	Datenzugang und Datenschutz

Abbildung 38: Technische KI-Herausforderungen in Relation zu den rechtlichen
(eigene Darstellung in Anlehnung an SBFI, 2019, S. 34)

In Bezug auf den Bildungskontext stellen Richards und Dignum (2019, S. 2894) als Ansatzpunkte und Alternative zu den vier Herausforderungen gemäss SBFI (2019) die ART-Prinzipien vor. Aufgrund der Passung in Bezug auf den Bildungskontext sollen

die ART-Prinzipien ausgeführt werden. Diese setzen sich zusammen aus: Accountability, Responsibility and Transparency. Gemäss den Autor*innen sind die ART-Prinzipien eine Zusammenfassung der meisten Leitlinien, die Ethik im Unternehmenskontext thematisieren. Diese drei Hauptprinzipien, die zum Beispiel auch von anderen Autor*innen wie Keller et al. (2019, S. 20) aufgegriffen werden, fungieren als Grundlage für die Diskussion und Entwicklung KI-basierter Systeme. Anschliessend wird zudem auf das Thema ‚Design KI-basierter Systeme‘ eingegangen, das diese Prinzipien aufnimmt und es werden weitere Aspekte zur verantwortlichen und wirksamen Gestaltung KI-basierter Systeme aufgegriffen.

- *Accountability*/Rechenschaftspflicht: Entscheidungen und Handlungen sollen erklärt und gerechtfertigt werden können. Dafür sind die Erklärbarkeit und nachvollziehbare Herleitung von Aktionen KI-basierter Systeme zentral. Relevant ist, dass hierbei nicht nur logische und sachliche Erklärungen gefordert sind, sondern auch die Berücksichtigung sozialer oder moralischer Aspekte und die Passung in Bezug auf gesellschaftliche Normen im jeweiligen Handlungskontext.
- *Responsibility*/Verantwortung: Die Kette der Verantwortung im Zusammenspiel zwischen Mensch und Maschine wird tendenziell immer länger. Entsprechend gilt es, Entscheidungen der KI-Systeme und die Handlungen der daran beteiligten menschlichen Akteur*innen in einer fairen und konstruktiven Weise zu betrachten und zu lösen.
- *Transparency*/Transparenz: Bei dieser Forderung geht es um die Beseitigung der sogenannten algorithmischen Blackbox. Insbesondere bei neuronalen Netzwerken offenbart sich das Problem, dass für einen Menschen oftmals nicht nachvollziehbar ist, wie eine Entscheidung oder Handlung eines KI-basierten Systems zustande kommt. Eine solche Nachvollziehbarkeit und Transparenz über die Herleitung an Lösungen werden indes gefordert. Zur Transparenz gehört neben der Forderung nach erklärbarer KI (engl. Explainable AI) auch die Forderung, dass ausgewiesen sein soll, anhand welcher Prinzipien und Modelle und mit welchen Daten zu welchen Zwecken ein KI-basiertes System zusammengesetzt wird. Gründe, weshalb die Transparenz Stand heute nicht in allen Fällen genügend gewährleistet werden kann, sind laut Richards und Dignum (2019, S. 2895) unter anderem technischer, wirtschaftlicher und sozialer Art.
 - *Technische Art*: Die Beschaffenheit des Algorithmus verhindert eine direkte Erklärbarkeit.

- *Wirtschaftliche Art*: Die Herstellung der Erklärbarkeit und Transparenz führt zu unverhältnismässig hohen Kosten und/oder es besteht die Gefahr des Verlusts von intellektuellem Kapital/Geschäftsgeheimnisses.
- *Soziale Art*: Die mögliche Verletzung der Privatsphäre oder des Datenschutzes aufgrund Offenlegung verwendeter Daten bewirkt eine Zurückhaltung in Bezug auf die Forderung nach Transparenz.

Der Blick in die allgemeine KI-Literatur, die sich mit ethischen Aspekten befasst, zeigt, dass die ART-Prinzipien zwar einen Startpunkt für ethische Überlegungen bilden, aber die Thematik nicht ausreichend erschöpfen. Die AI HLEG (2019b, S. 8) nennt sieben Hauptanforderungen an verantwortungsvolle und vertrauenswürdige KI-basierte Systeme, die auch die ART-Prinzipien umfassen, diese aber ergänzen. Diese wurden im Jahr 2018 initial entwickelt und aufgrund verschiedener Feedbacks in der Publikation im Jahr 2019 überarbeitet und erscheinen daher als solide Grundlage für die Erarbeitung ethischer und rechtlicher Orientierungspunkte für den Kontext von Corporate Learning.

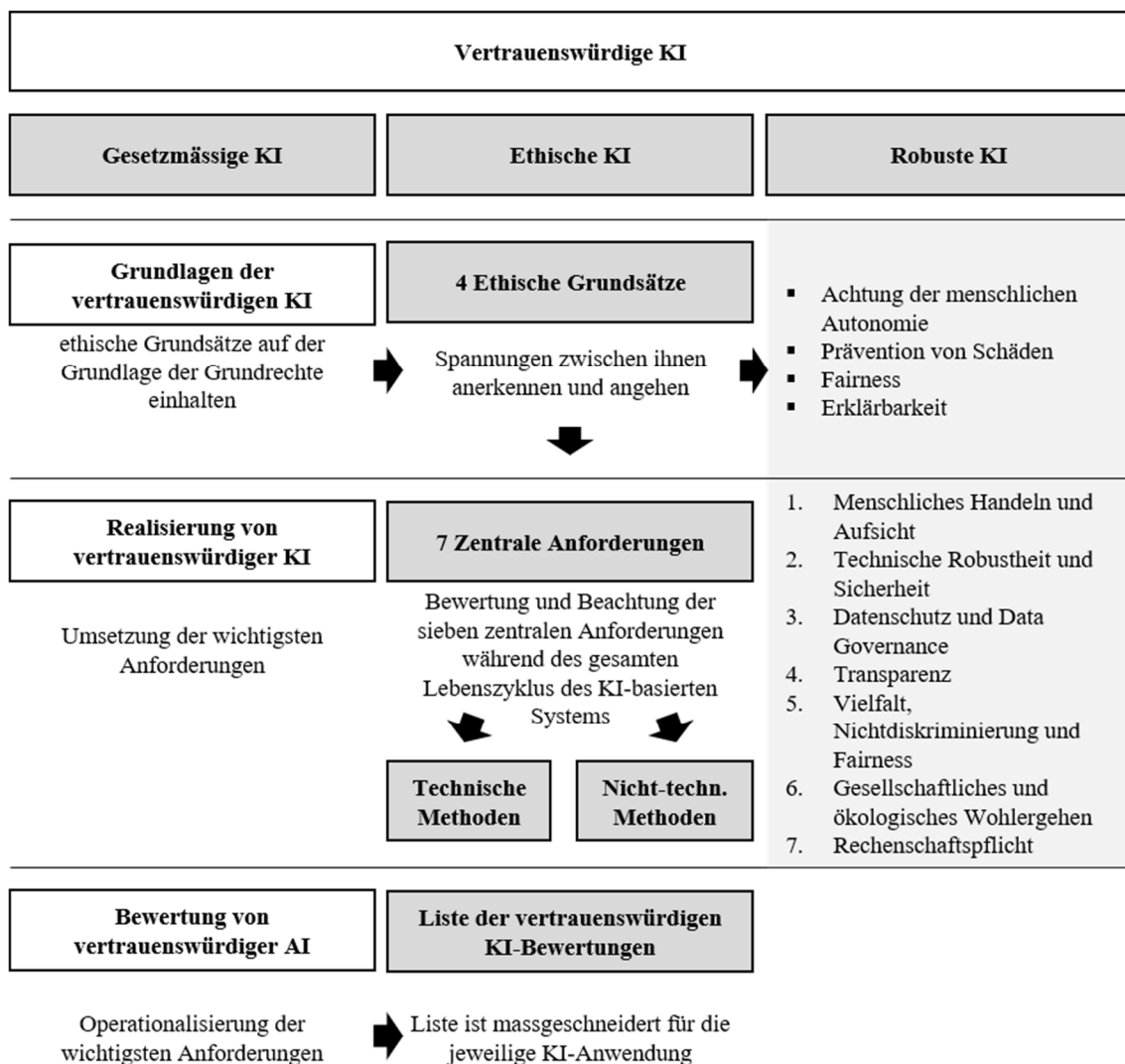


Abbildung 39: Framework für vertrauenswürdige KI

(eigene Darstellung in Anlehnung an AI HLEG, 2019b, S. 8)

Die bisherigen Ausführungen bieten noch keine Hinweise, nach welchen übergeordneten Vorstellungen und Prinzipien KI-basierte Systeme entwickelt werden. Yang et al. (2021, S. 1) stellen diesbezüglich fest, dass ein Forschungstrend in KI von technologieorientierten Anwendungen, die primär eine Effizienz und Leistungssteigerung als Hauptziel haben, hin zu einem menschlich orientierten Ansatz, der die Augmentationsperspektive einbindet, erkennbar ist. Für diese zweite Ausrichtung, die sich insbesondere für Corporate Learning anbietet, diskutieren Yang et al. (2021) zwei verschiedene Ansätze:

- *AI under human-control*: KI unter menschlicher Kontrolle bedeutet, die Zusammenarbeit zwischen menschlicher Kontrolle und KI-Automatisierung zu nutzen, um die menschliche Produktivität mit einem hohen Mass an Zuverlässigkeit, Sicherheit und Vertrauen zu steigern.
- *AI concerning human condition*: KI in Bezug auf den Menschen bedeutet, dass KI-Algorithmen, die den Menschen in den Mittelpunkt stellen, erklär- sowie interpretierbare Berechnungs- und Beurteilungsprozesse erfordern und dass KI-Algorithmen kontinuierlich durch den menschlichen Kontext und gesellschaftliche Phänomene angepasst werden, um die menschliche Intelligenz durch maschinelle Intelligenz zu ergänzen und so das Wohlergehen der Menschen zu verbessern.

Die Diskussion von Yang et al. (2021) bietet eine normative Orientierung für die Gestaltung KI-basierter Systeme im Bereich Corporate Learning und erscheint insbesondere mit den bereits erarbeiteten Nutzenpotenzialen, Risiken, Einflussfaktoren, pädagogischen Überlegungen und der Augmentationsperspektive als sinnvoll.

Die aufgeführten Aspekte rund um das Thema Ethik, die im Kontext von Corporate Learning als anwendbar gelten, können gemäss dem Framework von Bankins (2021) als Entscheidungs- und Gestaltungshilfen für den Einsatz KI-basierter Systeme genutzt werden. Die nachfolgende Visualisierung verdeutlicht dies:

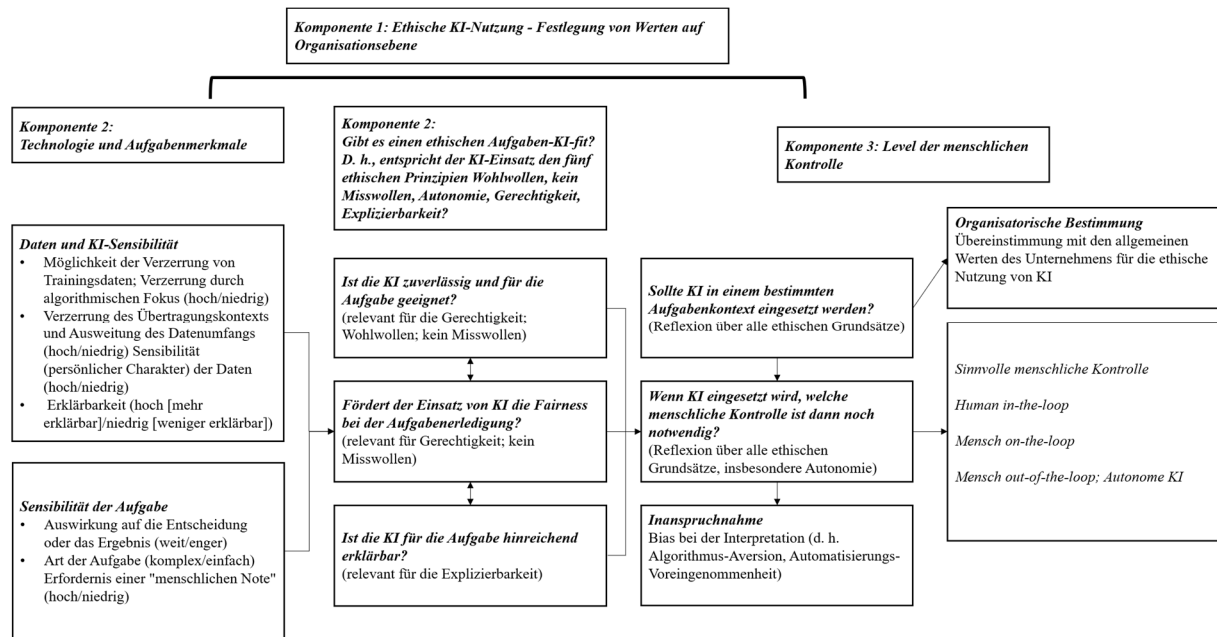


Abbildung 40: Framework zu ethischen Fragestellungen zu KI in HRM
(Darstellung in Anlehnung an Banks, 2021, S. 843)

Die erarbeiteten Prinzipien und Anforderungen an KI-basierte Systeme, die im Framework von Banks (2021) grösstenteils operationalisiert werden, geben relevante Orientierung und Leitplanken für eine verantwortungsvolle Gestaltung KI-basierter Systeme im Bereich Corporate Learning. Auch die 'Richtlinien für einen verantwortungsvollen Einsatz von KI und weiteren digitalen Technologien in der Personalarbeit' die durch den Ethikbeirat HR Tech (2020) erstellt wurden, geben wertvolle Hinweise. Gleichwohl greifen sie die Thematik der individuellen Kompetenzentwicklung und der Rollen von Lernenden sowie L&D-Professionals nicht explizit auf. Hierfür können Diskussionen um Learning Analytics Hinweise bieten. Stellvertretend für verschiedene Checklisten und Abhandlungen aus der Disziplin Learning Analytics bietet das DELICATE-Framework vertiefte Einblicke in ethische Aspekte, die vor allem im Bereich individueller Kompetenzentwicklung Beachtung erhalten sollten (Ifenthaler & Drachsler, 2018, S. 7). Die pädagogische Relevanz wird hierbei besonders betont. Das Framework bezieht sich auf den Hochschulkontext, erscheint aber auch im Kontext von Corporate Learning wertvoll. Die Autoren fassen die wesentlichen Aspekte in sechs Fragen zusammen:

„(1) Was soll erfasst werden und warum? (2) Wer trifft die Entscheidung? (3) Sind Lernende überhaupt in der Lage ihre eigenen Daten zu interpretieren? (4) Inwieweit sollten die Daten Dritten zugänglich gemacht werden? Darüber hinaus spielen auch ethische Fragen eine Rolle: (5) Welche Informationen liefern für den Lernenden einen pädagogischen Mehrwert? (6) Ist es beispielsweise sinnvoll, einem Lernenden mitzuteilen, dass aufgrund seiner bisherigen Leistungen nur eine geringe Wahrscheinlichkeit besteht, dass er die Klassenstufe besteht?“ (Ifenthaler & Drachsler, 2018, S. 6).

Die Auseinandersetzung mit der Gestaltung ethischer, rechtlicher (die in Bezug auf den Umgang mit Daten bereits in Unterkapitel 7.9 adressiert wurden) und gleichzeitig pädagogisch wirksamer und normativ erwünschter KI-basierter Systeme ist anspruchsvoll. In der Literaturanalyse wurden Spannungsfelder aufgedeckt, die auszubalancieren sind und nachstehend veranschaulicht werden:

- Den Schutz der Privatsphäre gewährleisten vs. mit Daten zu arbeiten, die spezifisch genug sind, um individuelle Mehrwerte zu schaffen.
- Streben nach einer möglichst passgenauen Personalisierung aufgrund diverser Daten vs. Sorge der gläsernen Lernenden/Mitarbeitenden.
- Überinformation, aber auch Unterinformation kann negative Effekte haben: Volle Transparenz über jede Person vs. bewusster Verzicht auf gewisse Informationen, da Informationen das menschliche Verhalten auch unerwünscht beeinflussen könnte, etwa durch Verstärkung gewisser Bias.
- Wahlfreiheit bei der Datensammlung und Datenverwendung vs. unvollständige Daten-Sets.
- Daten nur für den angedachten Zweck nutzen vs. für interessante neue Anwendungszwecke einsetzen, die einen noch grösseren Mehrwert generieren.
- Möglichkeit der Substitution menschlicher Aufgaben durch KI-basierte Systeme vs. Einsatz KI-basierter Systeme als Antwort auf möglichen Fachkräftemangel.

Für diese und vermutlich noch einige mehr Spannungsfelder gilt es im jeweiligen Kontext und in der jeweiligen Situation eine Balance zu finden. Auch sind die ethischen und rechtlichen Leitlinien adäquat in die Praxis zu überführen. Dies stellt eine Herausforderung dar, wie es Hagendorff (2020) verdeutlicht:

„Die Allgemeingültigkeit und die Unverbindlichkeit der ethischen Leitlinien hindert die Akteur*innen in vielen Fällen nicht nur daran, ihre eigene Praxis mit ihnen in Einklang zu bringen, sondern fördert vielmehr die Abwälzung der ethischen Verantwortung auf andere.“ (eigene Übersetzung; S. 112)

Konkrete Handlungshinweise für Forschende und Praktizierende, wie das Design KI-basierter Lösungen gestaltet werden kann und wie dabei die ethischen und rechtlichen Rahmenbedingungen einbezogen werden können, werden nachfolgend zusammengetragen.

7.11 Design KI-basierter Lösungen

„Eine wachsende Zahl von Forschenden konzentriert sich auf die verantwortungsvolle Gestaltung von KI, die soziale und ethische Werte einbezieht, um unerwünschte

gesellschaftliche Auswirkungen dieser Technologie zu verhindern.“ (eigene Übersetzung; Richards & Dignum, 2019, S. 2896)

Beim Vergleich ethischer Leitlinien stellen verschiedene Autor*innen fest, dass diese auf übergeordneter Ebene Übereinstimmung aufweisen, was die relevanten Aspekte sind, zum Beispiel die bereits vorgestellten ART-Prinzipien, dass es aber an handlungsleitenden Methoden und empirischen Hinweisen fehlt, wie diese Prinzipien in die Praxis überführt und konkret angewendet werden können (Bankins, 2021, S. 851; Hagendorff, 2020, S. 111–112; Kitto & Knight, 2019, S. 2856; Renz & Krishnaraja, 2020, S. 6). Trotz der erst lückenhaft verfügbaren konkreten Designhinweise für wirkungsvolle und verantwortungsvolle KI-basierte Systeme im Kontext von Bildung und Corporate Learning konnten in der Literaturanalyse sowie durch eine gezielte Suche nach solchen Design-Hilfestellungen weitere Modelle und Hinweise ermittelt werden, die sich auf den Bildungskontext beziehen und für Corporate Learning als Ausgangspunkt zweckmässig erscheinen. Um den Rahmen dieser Forschungsarbeit nicht zu überschreiten, werden nachstehend zentrale Designhinweise aufgeführt, aber nicht weiter vertieft. Dies würde sich für nachfolgende Forschungsarbeiten und Praxiserprobungen KI-basierter Systeme im Bereich Corporate Learning anbieten. An dieser Stelle handelt es sich um Gedankenanstregungen. Es ist zu beachten, dass neben ethischen, pädagogischen und rechtlichen Aspekten auch Aspekte wie User Experience, Akzeptanz sowie Schaffung von Vertrauen in die Lösung oder Nutzung KI-basierter Systeme eine zentrale Rolle beim Design-Vorgehen und bei Design-Überlegungen spielen. Gemäss Renz und Krishnaraja (2020, S. 4–5) ist zum aktuellen Zeitpunkt unklar, bei welcher Entwicklung bereits ein human-centered AI-Ansatz gewählt wird. Damit ist gemeint, dass der Mensch bei der Entwicklung KI-basierter Lösungen in den Mittelpunkt gestellt wird, anstatt die Substitution des Menschen als Ziel zu verfolgen. Human-centered AI wird von Renz und Krishnaraja (2020, S. 5) zudem mit Design Thinking in Verbindung gebracht. Darüber hinaus spielen bei diesem Ansatz die Transparenz über Daten und deren Kontrolle eine relevante Rolle. Der human-centered AI-Ansatz wird für den Anwendungskontext von Bildung und Corporate Learning als erstrebenswert diskutiert. Der Design-for-Value-Ansatz zählt zu den Ansätzen von human-centered Designs. Richards und Dignum (2019, S. 2895) empfehlen Bildungsforschenden und -praktiker*innen einen Design-for-Value-Ansatz als Grundlage für das Design pädagogischer Agenten und anderer KI-basierter Systeme. Im Zentrum des Design-for-Value-Ansatzes stehen die Einhaltung ethischer Grundsätze und menschlicher Werte während des gesamten Entwicklungs- und Nutzungsprozesses KI-basierter Systeme. Von der Autorenschaft werden die folgenden Schritte vorgeschlagen:

1. Identifizierung der relevanten Anspruchsgruppen, möglichst interdisziplinär und divers
2. Erhebung der Werte und Anforderungen aller Anspruchsgruppen
3. Aggregation der Werte und Wertinterpretationen aller Stakeholder*innen
4. Bewusste und explizite Verknüpfung zwischen Werten, Normen und Systemfunktionalitäten hochhalten und insbesondere bei neuen Erkenntnissen, Anpassungen sowie Umsetzungsentscheidungen beachten
5. Diese Grundlage auch bei der Auswahl von Systemkomponenten nutzen, insbesondere, wenn Komponenten von verschiedenen Organisationen mit potenziell unterschiedlichen Wertvorstellungen gebaut oder gepflegt werden.

In Kombination mit human-centered AI und dem Design-for-Value-Ansatz könnte auch die Computers-are-social-actors(CASA)-Theorie, die die Mensch-Maschine-Beziehung adressiert, als weitere zweckmässige Grundlage für Designüberlegungen im Bildungs- und Corporate-Learning-Kontext dienen (Elshan et al., 2022, S. 3; Grotenhermen et al., 2020, S. 6). Auch die verschiedenen Akzeptanz-Theorien, die im Abschnitt 8.1.1 kurz diskutiert werden, bieten ein hohes Potenzial an bestehenden Hinweisen, wie die Entwicklung und Gestaltung KI-basierter Systeme auch im Bereich Corporate Learning zielführend und mit besonderem Augenmerk auf Visual Design und Interaction Design geprägt werden können. Den Ansätzen ist gemein, dass sie auf Co-Creation und den direkten Einbezug verschiedener Anspruchsgruppen bereits während der Entwicklung KI-basierter Lösungen setzen. Hier werden auch die Beachtung verschiedener kultureller Hintergründe und die Einbindung verschiedener Disziplinen in die Entwicklung als zentraler Aspekt erachtet, um dem Thema Bias möglichst gerecht zu werden. In Bezug auf Transparenz und explainable AI wird im Bildungskontext auf die Vorteile von Open Learner Modelling hingewiesen, bei dem Lernende Zugriff und Einsicht auf ihr Modell haben und möglichst klar verstehen sollen, weshalb das System entwickelt und eingesetzt wird, woher die Daten stammen und wie sie eingesetzt werden und was die Konsequenzen sind. Open Learner Models haben ausserdem den Zweck, aufgrund der Kenntnisse in Bezug auf den eigenen Lernstand und andere transparente Auswertungen besser reflektieren und lernen zu können (Laat et al., 2020, S. 272). Ferner erscheint es als ausschlaggebend, dass nicht nur die technische Lösung vertrauenswürdig und normativ wünschenswert gestaltet wird, sondern als weiterer Aspekt auch der Nutzung und korrekten Anwendung des Systems durch den Menschen vertraut werden muss. Dies verdeutlichen Du Boulay (2019) wie folgt:

„This paper has argued that one needs to consider both the pedagogy of the system itself, as well as the pedagogy of the way the teacher makes use of the system.“ (S. 2913)

Die Ausführung zum Design KI-basierter Lösungen soll für Forschung und Praxis Anregungen und Anknüpfungspunkt sein, anhand derer KI-basierte Systeme im Kontext von Corporate Learning entwickelt und gestaltet werden können. KI-basierte Systeme, die bereits entwickelt wurden, werden in der nächsten Studie dieser Forschungsarbeit, der Fallstudienuntersuchung, näher beleuchtet. Ein Ziel der Literaturstudie bestand darin, zu eruieren, welche Aspekte in der empirischen Studie als besonders relevant und erforschungswürdig erscheinen. Darauf wird im Kommenden eingegangen, um danach die Literaturstudie mit einer kritischen Reflexion abzuschliessen und in die Fallstudienuntersuchung überzuleiten.

7.12 Kritische Reflexion zur Literaturstudie

Bekannte Schwachpunkte systematischer Literaturanalysen liegen gemäss Bedenlier, Bond, Buntins, Zawacki-Richter und Kerres (2020, S. 113) in einem fehlenden Fokus der Review-Forschungsfragen, fehlenden Spezifikationen in den Inklusions- und Exklusionskriterien, Limitierungen in der Suchstrategie, Limitierungen in den Vorgehensweisen zur Prüfung der Validität der Ergebnisse der einbezogenen Literatur, einer fehlenden Synthese der Erkenntnisse und fehlender Reflexion über die Limitationen der Literaturstudie an sich. Darüber hinaus fliesst ein, welche Ergebnisse überhaupt publiziert sind. So fehlen oftmals Praxisliteratur oder fehlgeschlagene Studien im Korpus einer systematischen Literaturrecherche. Ferner können Vorwissen und Subjektivität der Forschenden zu verschiedenen Ergebnissen führen. Bezugnehmend auf die Fallstricke einer Literaturstudie, weist auch diese Literaturstudie Stärken und Schwächen auf. Die Ausgestaltung der Suchstrategie lag im Ermessensspielraum der Forschenden und kann somit variieren. Als Stärke kann die detaillierte Herleitung der Suchstrategie genannt werden. Durch die präzisen Inklusions- und Exklusionskriterien ist nachvollziehbar, welche Literatur eingeflossen ist. Eine Intercoder-Reliabilität, wie sie im Idealfall vorgewiesen werden würde, ist hingegen nicht gewährleistet. Dies ist dem Forschungs-Setting geschuldet. Die Einzelleistung bedingt gleichsam, dass eine Abwägung zwischen Vollständigkeit und Umsetzbarkeit vorgenommen werden musste. Die Literaturstudie musste für eine Einzelperson bewältigbar bleiben. Trotz einer sorgfältigen Durchführung besteht bei dieser Literatur-Review kein Anspruch auf Vollständigkeit. Statt Vollständigkeit wurden in dieser Suchstrategie die Breite und das Herausschälen von Essenzen höher gewichtet. Die einzelnen Themenfelder konnten nicht bis ins Detail ausgeleuchtet werden, da dies den Rahmen dieser Arbeit überschritten hätte. Aus Kapazitätsgründen und dem Ziel, eine Übersicht zu schaffen, wurden Publikationen, die sich spezifisch mit einem Teilbereich von AIED beschäftigen, nicht in die qualitative

Datenanalyse einbezogen. Daraus resultiert, dass in einzelnen Spezialbereichen der Wissensstand möglicherweise bereits grösser ist, als es hier in der Breite aufgezeigt werden kann. Durch die doch noch breit ausgelegten Search Strings und unterschiedlichen Varianten sollte ein bedeutender Teil der Literatur gefunden werden und zentrale Ergebnisse liefern. Dieses Vorgehen entspricht einigen aktuellen Literatur-Reviews und reiht sich somit in ein gängiges Vorgehen zur Entwicklung konzeptionell-strategischer Erkenntnisse ein. Im Idealfall hätte auf mehr einschlägige Literatur aus dem Personalentwicklungskontext zugegriffen werden können. Aufgrund der Stand Frühling 2020 spärlich vorhandenen wissenschaftlichen Literatur an der Schnittstelle zwischen Personalentwicklung und KI musste Abhilfe über den Erwachsenenbildungskontext geschaffen werden. Dies führt zu einer Interpretationsleistung von einem empirischen Kontext in den anderen, was einer gewissen Subjektivität von Seiten der Forscherin unterliegt. Mittlerweile verzeichnet die Personalentwicklungsliteratur einen Anstieg an Publikationen, die teilweise in der Forschungsarbeit aufgenommen wurden, aber nicht vollständig abgedeckt werden. Eine eigene Forschungs-Community zu KI in der Personalentwicklung ist indes erst in der Entstehungsphase. Entsprechend offenbart sich die Schwierigkeit der Interdisziplinarität, die etwa auch eine neue systematische Literaturanalyse von Qamar et al. (2021, S. 7) an der Schnittstelle zwischen HRM und KI zeigt. Die dort zentral aufgefundenen Artikel wurden nicht in einschlägigen HRM-Publikationen veröffentlicht. Dies erschwert die Übersicht über das Feld. Durch die Datenbank-suchen wurde indes in dieser Monografie versucht, diese Schwierigkeit zu minimieren. Um den notwendigen Schwerpunkt und die Kontextpassung zu Corporate Learning möglichst vertieft herstellen und die Ergebnisse aus der Literaturstudie herunterzubringen und ergänzen zu können, werden als dritte Studie dieser Forschungsarbeit Fallstudien eingesetzt.

Teil C: Erfolgsfaktoren sowie L&D-Rollen

Die Experteninterviews und die Literaturanalyse weisen darauf hin, dass empirische Untersuchungen zu KI-basierten Lösungen in der Personalentwicklungspraxis rar sind. Obwohl auf theoretisch-konzeptioneller Ebene viele Ansätze und Ideen auffindbar sind, ist wenig über die tatsächliche Einführung und ihre Auswirkungen bekannt. Es fehlt an Leuchtturmprojekten, ganz zu schweigen von einem flächendeckenden Einsatz gezielt auf Corporate Learning ausgerichteter KI-basierter Lösungen (Renz et al., 2020, S. 24). Während die identifizierten Faktoren und Erkenntnisse aus der Literaturanalyse und den Experteninterviews dazu verhelfen, einen breiten Blick auf das Thema KI im Kontext von Corporate Learning zu werfen und zu erkennen, welche Faktoren die Entwicklung

des KI-Einsatzes in der Personalentwicklung fördern und hemmen, sind sie nicht aussagekräftig genug, um Erfolgsfaktoren und Auswirkungen für eine erfolgreiche Adoption im Praxiskontext herzuleiten. Was muss erfüllt sein, damit ein Einsatz erfolgreich wird/der angestrebte Mehrwert tatsächlich realisiert werden kann? Solche vertieften Erkenntnisse erscheinen relevant, um zu erkennen, wie der konkrete Einsatz einer KI-basierten Lösung in der Personalentwicklung den gewünschten Mehrwert erzielen kann. Aufgrund der genannten Befürchtungen und Risiken erscheint dies nicht als selbstverständlich und muss gezielt betrachtet und umgesetzt werden. Wie die Ausführungen gezeigt haben, sind nicht alle Arten KI-basierter Systeme grundsätzlich neu. Diese Forschungsarbeit möchte gezielt auf neuere Formen KI-basierter Systeme eingehen, um sie empirisch im Corporate-Learning-Kontext zu untersuchen. Somit wird in der folgenden Fallstudienuntersuchung auf modern AI sowie auf KI-basierte Systeme ohne Vermenschlichung fokussiert: Ersteres aufgrund des besonderen Neuigkeitsgehalts und Zweiteres aufgrund einer sinnvollen Eingrenzung, damit die Untersuchung nicht zu komplex wird. Besonderes Augenmerk liegt auf dem Aspekt der Erfolgsfaktoren zur Realisierung eines Mehrwerts durch KI-basierte Systeme sowie auf dem Fokus auf modern AI in der nächste Studie dieser Forschungsarbeit, der Fallstudienuntersuchung.

8 Studie III: Fallstudienuntersuchung

„Die alleinige Bereitstellung der ‘reinen’ KI-Technik und die Erwartung, dass HR-Fachspezialist*innen diese Technik an ihre Bedürfnisse anpassen und sie dann nutzen, funktioniert in der Regel nicht. Die Anpassung einer KI-Technik an eine praktische HR-Aufgabe ist eine umfangreiche und anspruchsvolle Aufgabe sui generis, die sowohl tiefes HR-Wissen als auch tiefes KI-Wissen erfordert.“ (eigene Übersetzung; Strohmeier & Piazza, 2015, S. 169)

Die bisherigen Ausführungen dieser Forschungsarbeit offenbaren, dass Hoffnungen, aber auch Befürchtungen mit dem Einsatz KI-basierter Systeme im Bereich Corporate Learning verbunden sind und somit auch Chancen und Gefahren. Benbya et al. (2020, S. xiii) zeigen auf, dass die tatsächliche Anwendung und Einbettung KI-basierter Systeme in Organisationskontexten zu einer Vielfalt an Herausforderungen führt und oftmals der Grund sind, dass KI-basierte Anwendungen nicht über einen Experimentierstatus hinauskommen. Die Kenntnisse über Faktoren einer erfolgreichen Adoption wären von Bedeutung, um die angestrebten Mehrwerte und Nutzenpotenziale tatsächlich realisieren zu können. Die Autorenschaft rufen daher dazu auf, sich frühzeitig mit erfolgskritischen Faktoren auseinanderzusetzen, um erfolgreiche Adaptionen fördern zu

können. Eine erfolgreiche Adoption erscheint nicht als Selbstverständlichkeit und muss entsprechend untersucht und unterstützt zu werden. Dieser Untersuchung liegt die Annahme zugrunde, dass KI-basierte Systeme keine Plug-and-play-Lösungen sind und sich Erfolgsfaktoren einer erfolgreichen Adoption KI-basierter Systeme im Corporate-Learning-Kontext von anderen Lerntechnologien zumindest teilweise unterscheiden. Was solche Erfolgsfaktoren im Kontext von Corporate Learning sind, ist noch unerforscht – es handelt sich um ein innovatives Feld (Renz & Hilbig, 2020, S. 12).

Ziel ist, durch vertiefte empirische Erkenntnisse die Entfaltung der Nutzenpotenziale und die erwünschte Wirkung KI-basierter Systemen im Bereich Corporate Learning anzukurbeln und gleichzeitig zu erkennen, wie Risiken minimiert werden können. Dies trifft eine wahrgenommene Forschungslücke aus der Literatur und leistet einen Beitrag an die Forderung aus den Experteninterviews, dass das Thema nicht nur auf dem ‚akademischen Schreibtisch‘ abgewickelt werden kann. Es sollen reale Erfahrungen untersucht und so empirische Erkenntnisse systematisch gewonnen werden. Ausserdem werden die Rollen der Personalentwicklung in der Begleitung der Einführung und im Zusammenspiel mit KI-basierten Systemen analysiert. Dafür werden in drei Einzelfallstudien unterschiedliche Arten KI-basierter Systeme in verschiedenen Unternehmenskontexten untersucht und anschliessend fallübergreifend analysiert.

Fallstudien sind eine Forschungsstrategie respektive ein Forschungsansatz, der verschiedene Erhebungs- und Auswertungsmethoden der Sozialforschung umfasst (Witzel, 1989, zit. in Seufert, 2008, S. 410). Fallstudien eignen sich insbesondere für Forschungsfragen, die ein Phänomen erklären möchten, und folglich für Why- und How-Forschungsfragen (Yin, 2018, S. 13). Sie eignen sich auch dann besonders, wenn eine vertiefte Beschreibung und Auseinandersetzung stattfinden sollen. Die Fallstudienuntersuchung deckt schwerpunktmässig die folgenden Forschungsfragen dieser Arbeit ab und hat einen illustrativ-interpretierenden sowie theoriegenerierenden Charakter (Seufert, 2008, S. 413):

- F2: Welche erfolgskritischen Faktoren gilt es für eine erfolgreiche Adoption im eigenen Unternehmen zu beachten?
- F3: Was bedeutet der Einsatz KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning für die Profession der Personalentwicklung?

Zudem werden in der Fallstudienuntersuchung die jeweiligen Nutzenpotenziale für die im Einsatz stehenden KI-basierten Systeme eruiert und konkrete Anwendungsbeispiele aufgearbeitet. Dies zählt in die Beantwortung der Forschungsfrage 1 ein. Die Untersuchung realer KI-Praxisanwendungen im Bereich Corporate Learning sind Stand heute

rar. Die Möglichkeit, Einblicke in funktionierende und von den Anwendenden als erfolgreich adoptierte KI-basierte Systeme zu erhalten, wird in diesen Fallstudien geschaffen. Neben den Hauptforschungsfragen werden weitere Aspekte erfragt und veranschaulicht, um vertiefte Informationen rund um die Einführung eines KI-basierten Systems und dessen Funktionsweisen zu bieten. Die reichhaltige Beschreibung der Lösungen beinhalten bereits einen Mehrwert für Forschung und Praxis. Die Erkenntnisse aus der Fallstudienuntersuchung dienen zum einen dazu, den durch die Literaturanalyse und Experteninterviews theoretisch hergeleiteten Orientierungsrahmen weiterzuentwickeln. Zum anderen sollen die vertieften Einblicke in konkrete Fälle Praxis und Wissenschaft informieren und zu weiterführenden Reflexionen sowie Handlungen anregen. Die Untersuchung stützt die Theoriebildung im Bereich der Rollen der Personalentwicklung und der erfolgreichen Adoption KI-basierter Systeme im Bereich Corporate Learning. Die Erkenntnisse helfen dabei, Mehrwerte durch KI in der Corporate-Learning-Praxis realisieren zu können. Umfangreiche Einblicke stehen im Vordergrund der Studie, weniger die normative Beurteilung oder die Messung der Auswirkungen. Durch den Vergleich verschiedener Anwendungsfälle sollen induktiv Erkenntnisse gewonnen werden. Obwohl es sich um eine explorative Fallstudienuntersuchung handelt, kann diese theoriegeleitet erfolgen (Yin, 2018, S. 27). Dabei wird bewusst die Option offenhalten, neue Erkenntnisse einfließen zu lassen und die Schwerpunkte entsprechend zu verlegen oder zu ergänzen. Da es sich um ein neues Phänomen handelt, scheint dieses Vorgehen zielführend. So können unerwartete Einflussgrößen, die in bestehenden Theorien noch nicht abgedeckt sind, erkannt werden, und es kann trotzdem auf bestehendem Wissen aufgebaut und so eine sorgfältige Erhebung sichergestellt werden.

8.1 Theoretische Basis für die Fallstudienuntersuchung

Neben des bereits vorgestellten Leitmotivs der Augmentation (siehe Kapitel 5) werden in dieser Studie der Innovations-Entscheidungs-Prozess nach Rogers (2003) im Rahmen der Adoptionstheorie und soziotechnische Systeme als theoretische Grundlagen für die Gestaltung der Untersuchung herangezogen. Ersteres dient als Grundlage für die Entwicklung des Fragebogens, Zweiteres für eine strukturierte Analyse der Erfolgsfaktoren. Beide werden nachstehend eingeführt.

8.1.1 Adoptionstheorie

Adoptionsmodelle und -theorien untersuchen die Annahme oder Ablehnung einer Innovation. Sie bieten Erklärungsansätze und Untersuchungshilfen, wie eine erfolgreiche

Einführung technischer Lösungen und somit auch KI-basierter System geprägt werden kann (Fischer, 2013, S. 37). In dieser Forschungsarbeit wird Adoption als Ablauf unterschiedlicher Handlungen verstanden, der von verschiedenen Faktoren geprägt wird und im Fall eines Erfolgs in eine zweckmässige Verankerung im Arbeitsalltag mündet. Dies entspricht einem Adoptionsverständnis, das Rogers (2003) mit seiner Diffusions- und Adoptionstheorie verfolgt. Gemäss Fischer (2013, S. 37) existieren neben diesem Verständnis von Adoption auch solche, die Adoption als einmaliges Ereignis im Sinne einer Erstnutzung definieren. Dies würde im Kontext KI-basierter Systeme im Bereich Corporate Learning zu kurz greifen. Seufert (2008) drückt dies im Kontext von E-Learning pointiert aus:

„Nicht die Adoption des Systems bzw. der einmalige Kauf eines Produktes steht im Vordergrund, sondern seine ständige Anwendung und Nutzung.“ (S. 89–90)

Adoption ist nach dem Verständnis in dieser Forschungsarbeit mehr als ein einmaliges und aufgezwungenes Nutzungsereignis. Die Innovation, die in dieser Forschungsarbeit untersucht wird, unterscheidet sich von Innovationen mit der Zielgruppe der Endkonsument*innen auf dem freien Markt. Die wesentliche Differenzierung bilden die Kontextgebundenheit und Abhängigkeit zur Organisation. So basieren die Nutzungsentscheidungen neuer Technologien und Innovationen einzelner Mitarbeitenden in Organisationen oftmals nicht auf Freiwilligkeit, sondern können mit Vorgaben und Konsequenzen verbunden sein. Dies erläutert Thim (2017) wie folgt: „Über die Unternehmensziele sowie die Regeln und Bestimmungen wird der Bewertungskontext der Übernahmeentscheidung beeinflusst.“ (S. 14–15) Vorgegebene Ziele, Weisungsstrukturen, Zielvorgaben oder kulturelle Aspekte wie Werte, Normen und soziale Praktiken gehören zu solchen Einflussfaktoren (Rogers, 2003, S. 404). Ein Handlungs- und Übernahmedruck von Seiten der Organisation reicht nach dem Verständnis dieser Arbeit allein allerdings nicht aus, um eine Adoption erfolgreich zu gestalten. Auch ein reiner Blick auf die Bedienung eines KI-basierten Systems im Kontext von Corporate Learning ohne eine qualitative Sicht auf die Nutzung würde zu kurz greifen. Dies ist dem Adoptionsverständnis geschuldet, dass die Nutzung zielführend und wirkungsvoll in den Arbeitsalltag und seine Routinen integriert wird. Rogers (2003) veranschaulicht dieses Verständnis folgendermassen: „[...] a decision (of a person) to make full use of an innovation as best course of action available“ (S. 177). Mithin spielen Faktoren wie die Motivation zur Nutzung einer Innovation eine Rolle, ohne die die gewünschte Wirkung nicht oder lediglich teilweise erreicht werden kann. Eine Adoption kann in der Auffassung dieser Dissertation erst dann als erfolgreich beurteilt werden, wenn die angestrebten Ziele erreicht werden können.

Die vorliegende Arbeit orientiert sich an der Diffusions- und Adoptionsforschung nach Rogers (2003).

„Die zentrale Frage der Diffusionsforschung lautet demnach auch, wie sich Innovationen in einem sozialen System verbreiten und welche Faktoren dabei eine Rolle spielen.“ (Karnowski & Kümpel, 2016, S. 98)

Solche sozialen Systeme können ganze Branchen, Regionen, spezielle Zielgruppen oder auch Organisationen sein. Die Diffusions- und Adoptionsforschung eignet sich demnach für Forschung auf Makro-, Meso- und Mikro-Ebene. In dieser Forschungsarbeit liegt der Fokus auf der Adoption auf Meso-Ebene, also innerhalb einer Organisation. Um dies zu erreichen, bietet der Innovations-Entscheidungs-Prozess die geeignete Hilfestellung. Dieser Prozess beschreibt, wie ein Individuum oder eine Entscheidungsinstanz eine Innovation annimmt oder ablehnt, und bietet folglich eine grundlegende Struktur für den Adoptionsprozess. Diese Entscheidung ist eine individuelle Handlung, die in- dessen durch organisationale Rahmenbedingungen, aber auch durch gezielte Massnahmen beeinflusst werden kann. Obwohl der Innovations-Entscheidungs-Prozess auf individueller Ebene ansetzt, ist er geeignet zur Untersuchung der Meso-Ebene. Dies verdeutlicht Seufert (2008):

„Ob sich eine Organisation verändert, hängt letztlich davon ab, ob sich individuelles Verhalten in der Organisation verändert. Das bedeutet jedoch nicht, dass jede Innovation nur auf einer individuellen Ebene ansetzen muss und strukturelle und systematische Aspekte keine Rolle spielen. Das Individuum darf jedoch weder als Bezugspunkt in der Planung von steuernden Interventionen noch in der Evaluation vergessen werden. Der Erfolg einer Innovation ist insofern immer an die individuellen Akteure [...] gebunden, als sie die Innovation akzeptieren und ihr Handeln ändern müssen.“ (S. 103)

Eine individuelle Entscheidung für oder gegen eine Innovation ist ein Prozess über eine längere Zeitspanne, der verschiedene Schritte beinhaltet (Rogers, 2003, S. 169). Fünf Schritte bilden den Kern des Innovations-Entscheidungs-Prozesses von Rogers (2003). Diese Schritte können laut Rogers (2003, S. 169) wie folgt zusammengefasst werden:

1. Wissen/Knowledge
2. Überzeugung/Persuasion
3. Entscheidung/Decision
4. Umsetzung/Implementation
5. Bestätigung/Confirmation

Jeder der drei Schritte weist Charakteristika auf, die nachstehend verdeutlicht werden.

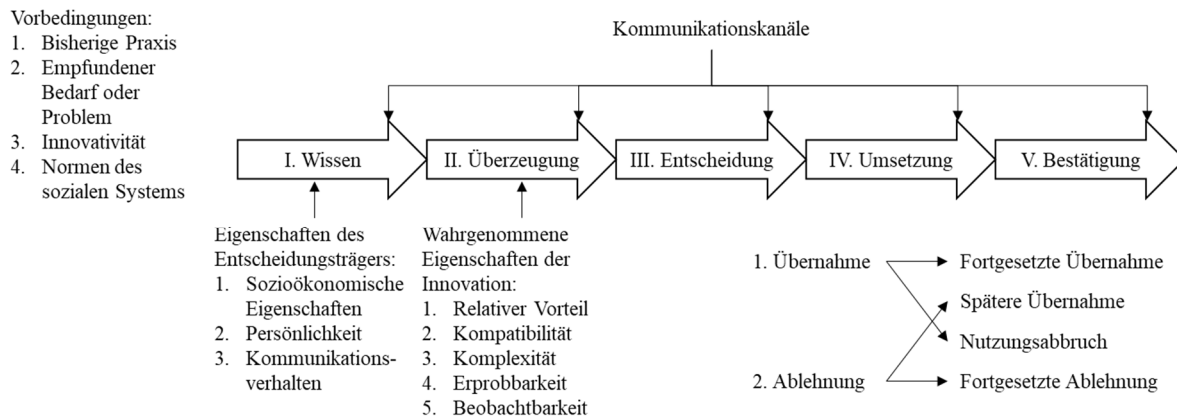


Abbildung 41: Innovations-Entscheidungs-Prozess
(eigene Darstellung in Anlehnung an Rogers, 2003, S. 170)

Die Theorie nach Rogers überzeugt durch ihre Interdisziplinarität, die langjährige Weiterentwicklung seit der Erstveröffentlichung im Jahr 1962, die häufige Nutzung in der Forschung, die gelungene Generalisierung einer Vielzahl an empirischer Studien (Thim, 2017, S. 43) sowie ihre Eignung in Bezug auf den Forschungszweck. Sie dient als ziel-führende Ausgangsbasis für die geplante Untersuchung. Wie jedes Modell oder Theorie hat auch diejenige von Rogers (2003) Schwachstellen. Die Kenntnis zu diesen Kritikpunkten ist zentral, um die Aussagekraft der Theorie zu verstehen und ihre Nützlichkeit zu beurteilen. Es finden sich vier zentrale Kritikpunkte:

1. Pro-Innovation-Bias: Die Forschung rund um den Innovations-Entscheidungs-Prozess geht davon aus, dass die Innovation grundsätzlich wünschenswert ist. Eine Anpassung der Innovation oder eine Ablehnung werden nicht angestrebt (Rogers, 2003, S. 110–111; Thim, 2017, S. 43).
2. Die Kriterien sind nicht operationalisiert und schwierig messbar. Die Konstrukte müssen für empirische Untersuchungen zuerst für den eigenen Kontext angepasst werden (Seufert, 2008, S. 91).
3. Das Modell sieht keine alternativen Adoptionsverläufe vor. Die im Modell auf-genommene Phasenabfolge ist nicht für alle Situationen anwendbar, und es er-scheint unwahrscheinlich, dass die skizzierten Schritte in allen Situationen gleich ablaufen. Rückkopplungseffekte fehlen beispielsweise in der Modellbeschrei-bung (Fischer, 2013, S. 72).
4. Das Modell ist in Bezug auf die inter- und intrapersonellen Faktoren unterspezifiziert. Das Zusammenspiel der einzelnen individuellen Parameter ist, im Gegensatz zu Technologieakzeptanzmodellen, nur oberflächlich thematisiert (Thim, 2017, S. 45).

Als Antwort auf den letztgenannten Kritikpunkt kombinieren verschiedene Studien die Diffusions- und Adoptionstheorie mit Akzeptanzmodellen und -theorien. Sie untersuchen die abhängigen Variablen der Absicht zum Einsatz einer Innovation sowie die tatsächliche Nutzung. Die Akzeptanzforschung verhilft der Untersuchung von Annahme und Ablehnung von Innovationen, wie es auch die Adoptionstheorie zum Ziel hat. Als Unterschied zur Adoptionsforschung kann die Akzeptanzforschung bereits bei Innovationen ansetzen, die noch keine Marktreife besitzen (Scheuer, 2020, S. 25). Die Akzeptanzforschung stützt sich stark auf die Einstellungen einer Person gegenüber neuen Technologien (Thim, 2017, S. 13).

Neben dem Initialmodell, dem Technology Acceptance Model (TAM) mit seinen Weiterentwicklungen in Versionen 2 und 3, gehören gemäss Scheuer (2020, S. 26) auch die of Reasoned Action (TRA), die Theory of Planned Behavior (TPB), das Model of Personal Computer Utilization sowie der Unified Theory of Acceptance and Use of Technology zu bewährten Modellen hinsichtlich der Untersuchung der Akzeptanz von Informationstechnologien. TPB sowie TAM, das auf TRA beruht, sind gemäss Thim (2017, S. 45) und Vargas, Yurova, Ruppel, Tworoger und Greenwood (2018, S. 3053) beispielsweise anschlussfähig an die Diffusionstheorie nach Rogers (2003). In Bezug auf die Erforschung von Akzeptanz im Bereich der KI weist Scheuer (2020, S. 3) zudem darauf hin, dass ein KI-basiertes System je nach Ausprägung mehr als Persönlichkeit denn als Technologie wahrgenommen werden kann, weshalb die soeben aufgeführten Ansätze zu kurz greifen. Die zu wenig umfassende Betrachtungsweise herkömmlicher Technologieakzeptanzmodelle gilt insbesondere für intelligente Agenten, aber auch für eingebettete KI. KI-Systeme weisen grundsätzlich neue Merkmale wie beispielsweise Datenbasierung, Vernetzung, Offenheit und Veränderung über die Zeit auf (Elshan et al., 2022, S. 6). Technologieakzeptanzmodelle sind daher eine wertvolle Grundlage für die Untersuchung KI-basierter Systeme, scheinen aber Grenzen zu haben. Während die Adoption hinsichtlich verschiedener Faktoren wie Kauf oder Nutzung beobachtbar ist, ist Akzeptanz nicht direkt zu sehen. Die Folgen davon verdeutlicht Thim (2017): „Daher werden zur Messung Skalen und Konstrukte der Einstellungsmessung verwendet. Der Forscher ist hierbei jedoch auf die wahrheitsgetreue Aussage des Akteurs angewiesen.“ (S. 13) Es stellt sich die Frage, ob der Beizug von Akzeptanzmodellen einen Mehrwert für das vorliegende Forschungsvorhaben generieren würde. Da das vorliegende Forschungsinteresse auf der Identifikation von Erfolgsfaktoren zur Einführung KI-basierter Systeme fusst und Faktoren aus allen vier Bereichen des soziotechnischen Systems untersucht (Actors, Structures, Task, Technology), würde der alleinige Einsatz von Akzeptanzmodellen zu wenig Erkenntnisgewinn generieren. Hier scheint die

Adoptionstheorie nach Rogers (2003) zielführender. Eine Kombination der Adoptions-theorie mit einer oder mehreren Akzeptanztheorien wäre denkbar, erscheint im vorlie-genden explorativen Forschungsvorgehen aber ein zu detailliertes Vorgehen mit zu vie-len vorgegebenen Parametern, die erfragt werden müssten. Auch die anderen Kritikpunkte an der Theorie sind akzeptierbar. Da der Innovations-Entscheidungs-Prozess in dieser Arbeit hauptsächlich als Hilfestellung für die Formulierung der Interviewfragen genutzt und eine Offenheit für neue Aspekte im Adoptionsprozess gezeigt wird, scheint die Theorie nach Rogers (2003) zielführend. Die Charakteristika KI-basierter Systeme wie ihre kontinuierliche Weiterentwicklung, starke Datenbasie-rung und das niedrige Niveau an Informiertheit rund um KI von Seiten Corporate Lear-ning wie auch Nutzenden lassen darauf schliessen, dass die Untersuchung erfolgreicher Adoptionen neue Faktoren und Erkenntnisse hervorbringt, als es die gewählte Theorie und HRD-Adoptionsliteratur zu leisten vermag.

8.1.2 Soziotechnische Systemtheorie

Die soziotechnische Systemtheorie ist eine etablierte Perspektive aus der Wirtschaftsin-formatik, die dazu genutzt wird, technologiebedingten organisationalen Wandel zu un-tersuchen (Dremel, 2019, S. 5). Ziel der soziotechnischen Systemtheorie ist es, die bes-ten Wege zu erkennen, wie eine Technologie oder ein Informationssystem innerhalb und für eine Arbeitsorganisation designt werden kann (Dremel, 2019, S. 21).

„Als Begründer des Begriffs *Soziotechnologisches System* werden die Mitglieder des Tavistock Institute in London benannt, unter anderem Frederick Edmund Emery und Eric Lansdown Trist. Als Ergebnis ihrer Forschungen sehen sie die technischen und sozialen Aspekte untrennbar miteinander verbunden und fordern eine Passung der An-forderungen des sozialen und technischen Systems und eine *gemeinsame* Optimierung.“ (Vollmer, 2015, S. 16–17)

Gleichzeitigkeit und Ganzheitlichkeit stehen im Zentrum dieses Ansatzes. „Die Anpas-sung eines der beiden Systeme im Nachhinein führt häufig zu suboptimalen Lösungen.“ (Vollmer, 2015, S. 17) Es sei darauf hingewiesen, dass soziotechnische Systeme dyna-misch sind und sich die verschiedenen Komponenten wechselseitig und ständig beein-flussen. Dies können grössere, aber auch punktuelle sowie inkrementelle Veränderun-gen sein, die bewusst oder unbewusst angestossen werden (Dremel, 2019, S. 6). Die soziotechnische Systemtheorie bildet eine Möglichkeit, die komplexen Zusammen-hänge von Technologie, Aufgaben, Akteuren und Organisationsstrukturen modellhaft zu untersuchen können, und stellt eine Strukturierungshilfe dar. Sie bedeutet – wie jedes

Modell – eine Vereinfachung der Wirklichkeit. Die Unterteilung in die vier genannten Aspekte als Vereinfachungsmöglichkeit und Untersuchungsperspektive hat sich bewährt. Dass die Anreicherung einer reinen Task-Technology-Fit-Perspektive mit einer soziotechnischen Perspektive für die Erkenntnisgewinnung in der HRD-Forschung zentral ist, betonen beispielsweise auch Benson, Johnson und Kuchinke (2002): „Die IT prägt die Arbeits- und Lebensweise in komplexer und weitreichender Weise und beeinflusst das soziale Gefüge unserer Welt in einer Weise, wie es nur wenige Innovationen tun. IT ist nicht nur ein technologisches Mittel zu einem vordefinierten Zweck, sondern muss als ein soziales Umfeld verstanden werden, dessen technische Merkmale vielleicht am wenigsten problematisch und am besten zu verstehen sind.“ (eigene Übersetzung; S. 400)

Die folgende Grafik zeigt die zentralen Komponenten eines soziotechnischen Systems.

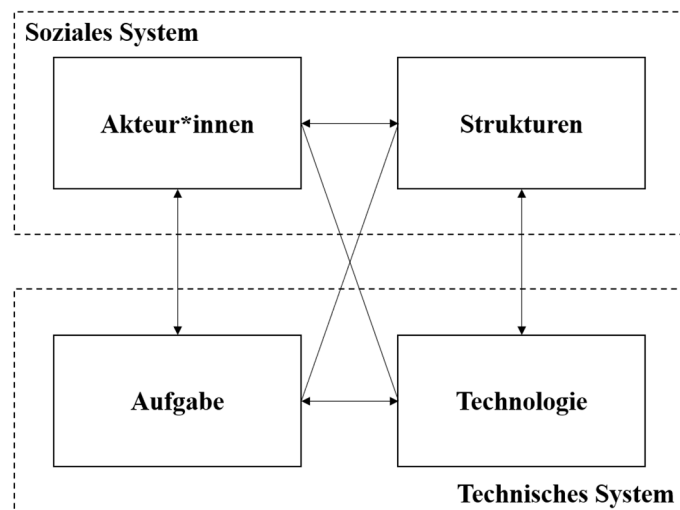


Abbildung 42: Soziotechnische Perspektive

(eigene Darstellung in Anlehnung an Bostrom & Heinen, 1977, S. 25; Dremel, 2019, S. 5)

Die beiden Systeme mit ihren jeweils zwei Komponenten können, wie in der kommenden Tabelle aufgezeigt, umrissen werden:

Tabelle 35: Soziales und technisches System der soziotechnischen Perspektive
(eigene Darstellung in Anlehnung an Bostrom & Heinen, 1977, S. 17; Dremel, 2019, 6, 21-22; Vollmer, 2015, S. 17)

Soziales System	
Akteur*innen/Actors – Eigenschaften der tätigen Menschen (Meinungen, Einstellungen, Werte, Fähigkeiten, Wissen) – Kompetenzen und Verantwortungen von Personen – Beziehung zwischen den Personen – Organisationskultur, Unternehmenskultur – Beziehungen zwischen den Menschen	Strukturen/Structures – Belohnungssysteme – Autoritätsstrukturen – Strukturen von bspw. Projektorganisationen und Abteilungen – Institutionelle Vereinbarungen – Kommunikationssysteme/Art und Weise der Kommunikation – Workflow-Systeme
Technisches System	
Aufgaben/Tasks – Erforderliche Prozesse und Aufgaben zur Ausführung von Arbeiten oder zur Erbringung von Dienstleistungen und deren Erfüllung – Aufgaben/Tasks beziehen sich auf den ‚raison d’être‘/Zielsetzungen, die es zu erreichen gilt, und umfassen Hauptaufgaben und Subtasks	Technologie/Technology – Technologische Tools und Plattformen – Programme und Maschinen – Alle Betriebsmittel sowie die technischen und räumlichen Rahmenbedingungen – Technische Erfindungen zur Problemlösung

Dies bedeutet, dass eine erfolgreiche Einführung, Verbreitung und Nutzung KI-basierter Lösungen im Kontext von Corporate Learning von technischen, aber auch sozialen Aspekten abhängig sind, beide Aspekte eng miteinander verwebt sind und entsprechend geplant sowie mitgedacht werden müssen. Dies impliziert für die Beantwortung der Forschungsfrage, dass auf technische wie auch soziale Einflussfaktoren geachtet werden soll und die bewusste Kombination und das Augenmerk auf deren Zusammenspiel erst zielführend sind. Dabei gibt es nicht den *einen* korrekten soziotechnischen Ansatz. Die Theorie bietet keine Erklärungen, sondern einen Denkraum, um die Analyse strukturiert vornehmen zu können. Die Ausgestaltung der Systeme ist stark von der jeweiligen Situation abhängig (Vollmer, 2015, S. 17). Alternativen zur soziotechnischen Perspektive wären beispielsweise das technology, organization, and environment framework (TOE), wie es beispielsweise von Pan, Froese, Liu, Hu und Ye (2021) zur Untersuchung der KI-Adoption in der Rekrutierung angewendet wird, oder die drei Ebenen des Modells ‚Soziokulturelle Ökologien‘, die von Burchert und Grobe (2017) als Untersuchungsrahmen zu Herausforderungen bei der Implementierung digital gestützter beruflicher Weiterbildung eingesetzt werden. Für die Untersuchung einer intraorganisationalen Adoption KI-basierter Lösungen für Corporate Learning scheint die soziotechnische

Systemtheorie indes am geeignetsten und ist in der Literatur zur Personalentwicklung etabliert.

8.1.3 Erfolgsfaktoren aus verwandten Untersuchungsfeldern

Eine empirische Studie zur Einführung KI-basierter Systeme im Bereich Corporate Learning ist zum Zeitpunkt der Planung der Studie im Frühjahr 2021 nicht bekannt. Gleichwohl finden sich Untersuchungen, die die Adoption KI-basierter Lösungen in verwandten Disziplinen oder verwandten Anwendungen im HRD- und HRM-Kontext untersuchen. Nachfolgend wird der aktuelle Stand von Studien zusammengefasst, die erste Hinweise auf die Beantwortung der Forschungsfrage liefern.

Tambe et al. (2019, S. 21) nennen vier Herausforderungen bei der Einführung KI-basierter Systeme, die spezifisch auf den HRM-Kontext zutreffen: Komplexität des HR-Phänomens, Small Data, ethische und rechtliche Anforderungen sowie die Mitarbeiterreaktionen auf KI-basierte Lösungen. Auch im Unternehmenskontext – indes auf Big-Data-Adoption bezogen – wird die Berücksichtigung folgender Aspekte als zentral für eine erfolgreiche Einführung identifiziert: Ethik, Recht, Sicherheit, Datenschutz und soziale Aspekte (Sun, Cegielski, Jia & Hall, 2018, S. 200). Die Autorenschaft stellen fest, dass Big Data durch diese Aspekte im Gegensatz zu anderen Technologien eine Einzigartigkeit hinsichtlich der Adoption aufweisen. Dies lässt sich auf das Thema der KI-basierten Systeme übertragen.

Transparenz, Fairness, Zuverlässigkeit, Verantwortlichkeiten, Nachvollziehbarkeit und pädagogische Überlegungen repräsentieren vielzitierte Faktoren in der Management- und Bildungsliteratur (Daugherty & Wilson, 2018, S. 20; Tuomi, 2018, S. 32). Pan et al. (2021, S. 18) stellen in ihrer Untersuchung zur Adoption KI-basierter Rekrutierungslösungen im HRM-Kontext fest, dass der relative Vorteil der Einführung einer KI-basierten Lösung einen weniger starken Einfluss hat als die Komplexität der Lösung. Sie raten, ein besonderes Augenmerk auf die Nutzerfreundlichkeit KI-basierter Lösungen zu legen, um eine erfolgreiche Adoption zu ermöglichen. Auch vorhandene Ressourcen und Kenntnisse über die Funktionsweise von KI-Technologien, bereits vorhandene Technologiematurität sowie Rahmenbedingungen von Seiten der Unternehmen und Regierung scheinen von Bedeutung zu sein. Shet, Poddar, Wamba Samuel und Dwivedi (2021) erarbeiten das folgende Framework zur Adoption von HR Analytics:

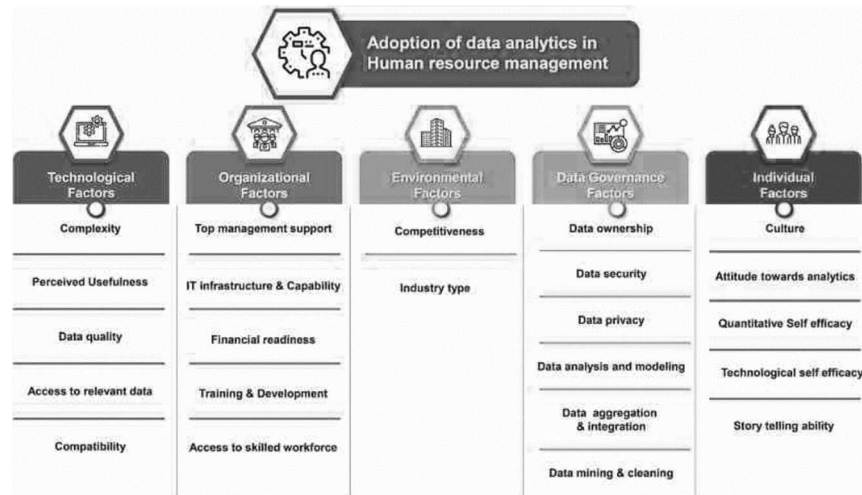


Abbildung 43: Adoption von Data Analytics im HRM-Kontext
(Darstellung in Anlehnung an Shet et al., 2021, S. 321)

Das Framework orientiert sich am Innovations-Entscheidungs-Prozess nach Rogers und bietet durch die Nähe von HR Analytics zu KI-basierten Systemen relevante Hinweise auf Faktoren, die eine erfolgreiche Adoption beeinflussen. Als bedeutendsten Faktor diesbezüglich stellen Shet et al. (2021, S. 322) das Thema der Data Governance heraus. Eine andere Studie, die sich der Adoption von KI in HRM widmet, stammt von Saukkonen et al. (2019). Die Autorenschaft merkt an, dass insbesondere die Ungewissheiten in der Wahl der adäquaten Technologie, die damit verbundenen und schwierig einschätzbaren Implementierungskosten sowie die ungewissen Auswirkungen neuartiger Technologien auf verschiedene Rollen und Inhalte zu einer Trägheit in der Adoption führen (Saukkonen et al., 2019, S. 294).

Bondarouk et al. (2017) untersuchten die Adoption von E-HRM-Lösungen. Sie betonen die Vielseitigkeit verschiedener Faktoren, die zusammenspielen, und somit die Komplexität des Adoptionsthemas sowie die besondere Relevanz menschlicher Faktoren im Adoptionsprozess:

„Mit anderen Worten, wir haben kaum einen allgemeinen Erfolgsfaktor gefunden, der für die Einführung von e-HRM in Unternehmen verantwortlich gemacht werden kann. Vielmehr sind es menschliche Faktoren (wie innovative und visionäre Führungskräfte, die e-HRM fördern, Vertrauen, Veränderungsmanagement, Vertrauen in die technologischen Fähigkeiten, Kommunikation über die Nützlichkeit des Systems), die in den letzten zehn Jahren als am wichtigsten für die erfolgreiche Einführung genannt wurden.“ (eigene Übersetzung; S. 114)

Die Ergebnisse weisen bereits eine Fülle an Hinweisen auf, welche Erfolgsfaktoren bei der Einführung einer KI-basierten Lösungen beachtet werden sollten. Trotzdem existiert

eine Forschungslücke, da keine der Studien gezielt KI-basierte Systeme im direkten Kontext von Corporate Learning betrachtet.

8.2 Design der Studie

Kriterien für eine erfolgreiche Fallstudienforschung liegen in einer hohen Signifikanz des zu untersuchenden Phänomens, Vollständigkeit, Perspektivenvielfalt und in multiplen Datenquellen (Gassmann, 1999, S. 15–16). Gängige Gütekriterien sind zudem verschiedene Arten der Validität und Reliabilität (Yin, 2018, S. 74). Wie alle Forschungsstrategien bergen Fallstudien Vor- und Nachteile. Häufige Kritik an der Fallstudienforschung liegt in einer geringen Genauigkeit, mangelnden Objektivität und fehlender statistischer Generalisierbarkeit mit gleichzeitig hohem Zeitaufwand (Gassmann, 1999, S. 15). Die folgende Tabelle fasst die Massnahmen zur Sicherstellung der Qualität und Umsetzung der Gütekriterien zusammen, die im Rahmen der Fallstudienuntersuchung angewendet werden:

Tabelle 36: Gütekriterien und Massnahmen in der Fallstudienuntersuchung
(eigene Darstellung in Anlehnung an Gassmann, 1999, S. 15–16 Schuchmann, 2016, S. 247–248; Yin, 2018, S. 74)

Gütekriterium	Massnahmen/Taktik in der vorliegenden Fallstudienuntersuchung im Rahmen von Design, Datenerhebung und Datenauswertung
Construct Validity und Internal Validity/Glaubwürdigkeit	– Datentriangulation – Methodentriangulation – Theorietriangulation – Kommunikative Validierung durch Interviewpartner*innen – Musterbildung – Gegensätze aufdecken und erklären – Logische Modelle nutzen – Argumentative Interpretationsabsicherung durch die Nutzung aussagekräftiger Direktzitate und Beispiele aus den Datenquellen
External Validity/Übertragbarkeit/Anwendbarkeit	– Replikationslogik bei der Erhebung und Analyse der Fälle – Untersuchung mehrerer Extremfälle
Reliability/Verlässlichkeit/Konsistenz	– Verfahrensdokumentation – Führung einer Datenbank

In dieser Studie sollen die Validität der Fallstudien durch die Auswahl an vergleichbaren und gegenüberzustellenden Extremfällen, die Nutzung verschiedener Datenquellen und die kommunikative Validierung durch die Interviewpartner*innen gestützt werden. Ein Anspruch auf eine statistische Generalisierung wird nicht angestrebt, sondern das Aufdecken von Mustern innerhalb und zwischen den Fällen als Ausgangspunkt für weiterführende qualitative, aber auch quantitative Forschung. Dieser Einsatz von

Fallstudienuntersuchungen wird von Eisenhardt und Graebner (2007, S. 25) als beliebt und relevant für die Theoriegenerierung beschrieben. Qualitative Fallstudien liefern eine reichhaltige Evidenz, die durch deduktive quantitative Studien überprüft werden können. Ausserdem zeichnen sich qualitative Fallstudien durch einen iterativen Lernprozess zwischen Empirie und Theorie aus (Gassmann, 1999, S. 13). Allerdings ist die Generalisierung anhand einer geringen Anzahl qualitativer Fallstudien begrenzt, und gilt höchstens als „small step towards grand generalization“ (Stake, 2000, S. 439, zit. in Seufert, 2008, S. 414).

Freiheitsgrade in der Fallstudienforschung ermöglichen ein massgeschneidertes Design auf das zu untersuchende Forschungsproblem. Die Designentscheidungen werden nachfolgend entsprechend dem Grundprozess einer Fallstudienforschung begründet und beschrieben.

1. Fallstudiendesign
2. Fallstudienauswahl
3. Fallstudiendurchführung/Datenerhebung
4. Fallstudienauswertung

Eine Grundsatzentscheidung hinsichtlich des Fallstudiendesigns liegt in der Frage, ob eine Einzelfallstudie oder ein Multiple-Case-Study-Design zur Anwendung kommen soll. Zur Beantwortung der Forschungsfrage würden sich grundsätzlich beide Varianten eignen. Aufgrund der Neuigkeit und Unerforschtheit KI-basierter Systeme in der Personalentwicklung ist eine detaillierte Beschreibung des Phänomens sinnvoll. Dies spricht für eine geringe Anzahl von Fällen, da eine geringe Anzahl an Fällen eine ausführliche und umfassende Beschreibung sowie eine vertiefte Betrachtung ermöglicht. Der Fokus auf nur eine Einzelfallstudie würde indes eine zu enge Sicht auf die breite, schnelllebige und multifacettierte Thematik liefern, sodass in dieser Forschungsarbeit ein Multiple-Case-Study-Design mit Einzelfallstudien zum Einsatz kommt. Damit lassen sich Vergleiche anstellen, die verschiedene Ausprägungen, Gemeinsamkeiten und Unterschiede aufzeigen können und dementsprechend ein umfassendes Bild auf das Phänomen werfen. Die Exploration des Phänomens ist durch den Beizug mehrerer Fälle grösser (Schreier, 2010, S. 247–248).

Die folgende Grafik visualisiert die Designentscheidung:

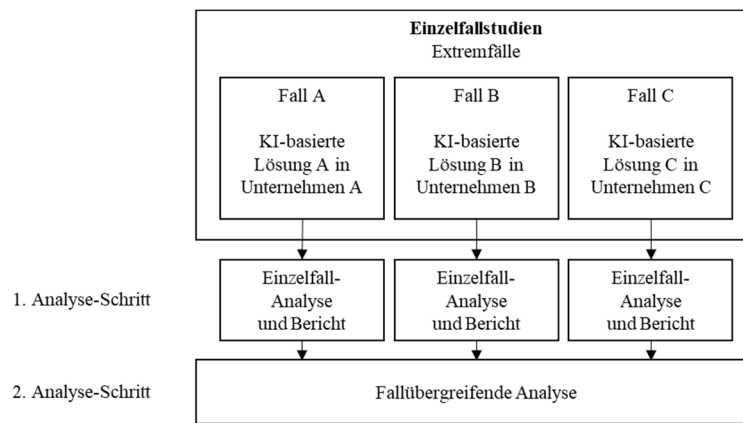


Abbildung 44: Fallstudiendesign

(eigene Darstellung in Anlehnung an Schuchmann, 2016, S. 221)

Den ersten relevanten Schritt der Fallstudienuntersuchung bilden die Einzelfälle. Die folgende Grafik fasst den Entstehungsprozess pro Einzelfall zusammen:

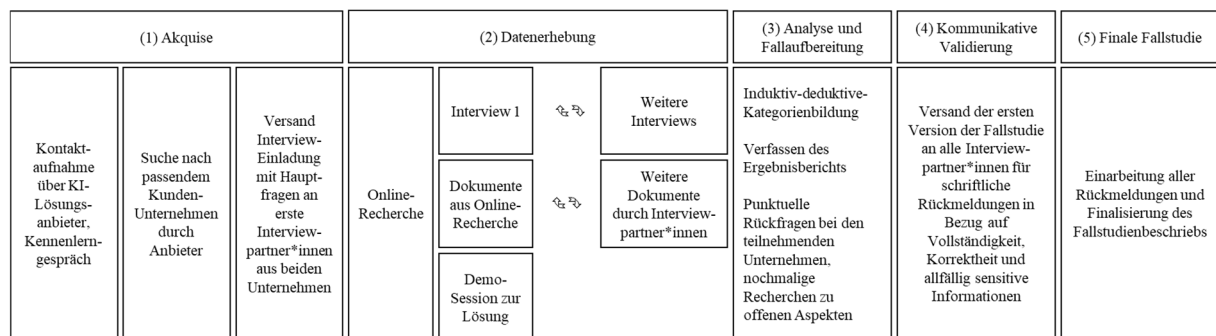


Abbildung 45: Entstehung der Einzelfälle

(eigene Darstellung)

Aufgrund der anspruchsvollen Fallstudienakquise wurde auf eine Pilotfallstudie verzichtet, auch wenn dies einem idealtypischen Vorgehen entsprochen hätte. Die einzelnen Prozessschritte werden im Kommenden näher erläutert. Auf diese Weise wird die geforderte Transparenz über den Forschungsprozess gewährleistet.

8.2.1 Fallstudienauswahl

Im Rahmen der Fallstudienauswahl respektive Fallgruppenauswahl werden zunächst die Untersuchungseinheiten bestimmt (Definition der Fälle). In einem zweiten Schritt wird entschieden, welche Informationsquellen pro ausgewähltem Fall einbezogen werden (Interviewpartner*innen, Dokumente etc.) (Flick, 2009, S. 154–155; Yin, 2018, S. 102). In der qualitativen Sozialforschung werden häufig „Verfahren der absichtsvollen bzw. bewussten Stichprobenziehung (im Englischen: purposeful oder purposive sampling) bzw. der Auswahl informationshaltiger Fälle“ eingesetzt (Schreier, 2010, S. 241).

„Wie diese Begriffe schon implizieren, erfolgt die Fallauswahl dabei gerade nicht zufällig wie bei der Zufallsstichprobe oder willkürlich wie bei der willkürlichen Stichprobe, sondern gezielt, und zwar so, dass der Erkenntnisgewinn in Bezug auf die Fragestellung möglichst hoch ist. Was allerdings unter einem informationshaltigen Fall zu verstehen ist, an welchen Kriterien sich die absichtsvolle Stichprobenziehung orientieren und welches Verfahren konkret zum Einsatz kommen sollte, hängt jeweils von der Fragestellung ab.“ (Schreier, 2010, S. 241)

In dieser Forschungsarbeit wird die Fallauswahl nach dem Prinzip des theoretischen Samplings vorgenommen, wie es beispielsweise auch Schuchmann (2016) oder Seufert (2008) zu ähnlichen Fragestellungen umsetzen und wie es von Eisenhardt (1989, S. 537) empfohlen wird. Eine Grundsatzentscheidung besteht darin, ob eine möglichst hetero- oder homogene Auswahl an Fällen getroffen werden soll. Die Untersuchung hat zum Ziel, das zu untersuchende Phänomen breit zu untersuchen und erste Muster zu erkennen. Das Phänomen soll in seiner Bandbreite und hinsichtlich verschiedener Varianten beleuchtet werden. Das Treffen von Aussagen zu Häufigkeiten steht hingegen nicht im Mittelpunkt dieser Studie. Für eine solche Zielsetzung eignet sich laut Schreier (2010, S. 243) besonders eine heterogene Fallauswahl mit dem Ziel einer komparativen Analyse (Schreier, 2010, S. 243). Die komparative Analyse zielt auf Gemeinsamkeiten und Unterschiede ab. Die Auswahl der heterogenen Stichprobe erfolgt anhand von Extremfällen. Extremfälle weichen von Normen ab – sei dies bezüglich spezifischer Theorien oder auch hinsichtlich des Alltagsgeschehens (Yin, 2018, S. 50). Die Untersuchung solcher Extremfälle verspricht einen besonders hohen Erkenntnisgewinn. Grundsätzlich können alle der drei ausgewählten Fälle als Extremfälle in Bezug auf das Alltagsgeschehen bezeichnet werden, da mehrjährige Anwendungsfälle von KI im Kontext von Corporate Learning Stand Sommer 2021 noch rar und im Bereich der Personalentwicklung untererforscht sind. Zusätzlich zu dieser grundsätzlichen Positionierung als Extremfälle zeichnet sich die Fallauswahl dadurch aus, dass sie verschiedene Ausprägungen veranschaulicht. Die Fälle unterscheiden sich beispielsweise durch die Funktionalität der KI-basierten Lösung, durch die Art der Einführung und Entwicklung sowie die Einordnung des Leistungsportfolios. Es wird davon ausgegangen, dass die Variabilität in den Fällen ebenfalls dazu beiträgt, dass die Schnelligkeit der Entwicklungen im Bereich KI-basierter Systeme besser abgedeckt werden kann. Nachstehend werden die finalen Auswahlkriterien für die Fälle erörtert. Die Darstellungsform ist angelehnt an die Darstellung von Schuchmann (2016, S. 227).

Tabelle 37: Zusammenfassung der Fallstudienauswahlkriterien
(eigene Darstellung)

Gemeinsamkeiten der drei Fälle/Auswahlkriterien	
Reifegrad	Die Lösung (mindestens ein Prototyp) muss bereits in einem Unternehmen im Einsatz sein und von Seiten Corporate Learning als erfolgreich eingeschätzt werden.
KI	Schwache/narrow KI. Mindestens ein Part der Lösung entspricht modern AI. Die Lösungen entsprechen der Kategorie der embedded AI und weisen keine Persönlichkeitsaspekte oder physische Komponenten auf.
Personalentwicklung mit Fokus auf Corporate Learning als Kontext	Es handelt sich um eine KI-basierte Lösung, die explizit auf Corporate Learning ausgerichtet ist und dort eingesetzt wird. Es handelt sich nicht um eine Anwendung, die sich auf reine Verwaltungsaufgaben bezieht, sondern die individuelle Kompetenzentwicklung wird direkt adressiert.
Art des anwenden- den Unternehmens	Die Lösung soll in einem Grossunternehmen im Einsatz sein. Dies zeugt von einer gewissen Marktreife, hat Skalierungspotenzial und entspricht der Erkenntnis, dass die Firmengrösse einen Einfluss auf die Fortschrittlichkeit in Bezug auf den KI-Einsatz hat (Gross, 2021, S. 209).
Kulturkreis der Unternehmen	Amerika oder Europa, idealerweise mit DACH-Bezug (Kriterium mit zweitrangiger Priorität)
Sprache	Unterlagen und Interviews sind auf Deutsch, Englisch oder Französisch möglich/verfügbar.
Bereitschaft zur Veröffentlichung	Keine Anonymisierung des Falls notwendig, die teilnehmenden Unternehmen sollen genannt werden dürfen
Unterschiede zwischen den Fällen/Dimensionen zur Einordnung der Extremfälle	
Funktionalität	– KI-basiertes LXP (Fallstudie A) – Adaptives Lernsystem und Learning-Reinforcement-System (Fallstudie B) – Augmented Coaching und KI-basiertes Assessment (Fallstudie C)
Art der Einführung und Entwicklung	– Eigenentwicklung (Fallstudie A) – Co-Creation in der Weiterentwicklung von Standardprodukten zwischen Anbietenden und Anwendenden (Fallstudie B) – Einkauf und Nutzung eines Standardprodukts (Fallstudie C)
Einordnung im Leistungsportfolio	– Kultur des eigenverantwortlichen und kontinuierlichen Lernens (Fallstudie A) – Corporate University (eher formelles Lernen) (Fallstudie B) – Coaching und Assessment/on-the-job (Fallstudie C)

Die Auswahlkriterien wurden zu Beginn der Fallstudienakquisition festgelegt und es wurde eine entsprechende Marktanalyse durchgeführt. Diese kann im Anhang eingesehen werden (siehe Anhang 10: Marktanalyse). Parallel zur Marktstudie wurden Anbietende, die den Anforderungskriterien entsprachen, für ein erstes Gespräch angefragt und auf eine Eignung in Bezug auf die Auswahlkriterien sowie Interesse an der Teilnahme am Forschungsvorhaben geprüft. Die Akquisition verlief über die Anbieter-

Unternehmen, die in einem ersten Schritt auch gleich die Lösung aufzeigten. Die Erstkontakte waren meistens Personen aus der Geschäftsentwicklung und aus dem Bereich Sales. Bei grundsätzlicher Eignung der Lösung und Interesse an der Teilnahme wurde ein Two-Pager mit den relevantesten Angaben zum Forschungsprojekt zur Verfügung gestellt, damit das Anbieter-Unternehmen ein geeignetes Kundenunternehmen für das Forschungsvorhaben gewinnen konnte. Bei Zusage von Seiten der Kundenunternehmen erfolgte die Kontaktaufnahme durch die Forscherin, um die Interviews aufzugleisen und erste Dokumente sichten zu können. Im Rahmen dieser Fallstudienakquise wurden Erstgespräche mit 20 Lösungsanbietenden geführt. Daraus entstanden fünf Zusagen, wovon drei Lösungen für die Fallstudienuntersuchung ausgewählt wurden.

Die Fallstudienakquise gestaltete sich aus den folgenden Gründen als anspruchsvoll:

- Wenige Fälle, die den Kriterien überhaupt entsprechen. Viele der KI-nahen Lösungen entsprachen nicht der Anforderung, dass es sich um selbstlernende Algorithmen handelt. Dies wurde in den Erstgesprächen mit den Anbietenden erfragt.
- Schwierigkeiten, Anbietende und einen ihrer Kund*innen in Kombination zu untersuchen, oftmals war nur eine der beiden Parteien einverstanden.
- Fehlende Ressourcen der Anbietenden für die Teilnahme am Forschungsprojekt aufgrund der hohen Nachfrage auf dem Markt; keine Priorität für das Forschungsvorhaben

Die finale Auswahl der drei Fälle gestaltet sich wie folgt:

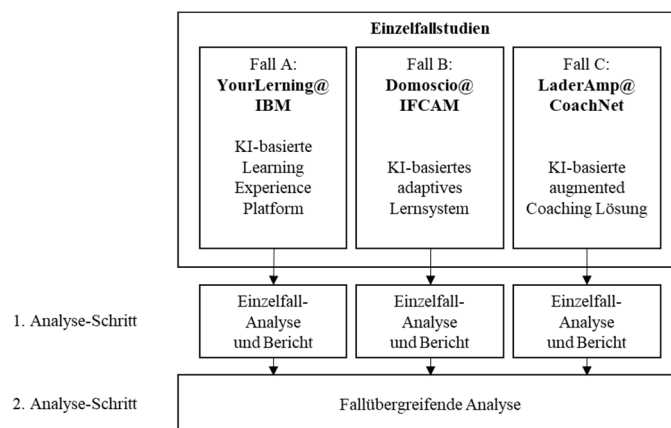


Abbildung 46: Fallstudienauswahl
(eigene Darstellung)

8.2.2 Strategie der Datenerhebung

Nachdem die Fälle definiert sind, werden die Informationsquellen bestimmt und die Datenerhebungsstrategie ausgearbeitet. Als Haupt-Informationsquellen werden in dieser

Fallstudienuntersuchung Dokumente und Interviews beigezogen. Zusätzlich werden auch informelle Austausche und Demo-Sessions eingebunden, sofern sie einen zusätzlichen Erkenntnisgewinn bieten. Die Datentriangulation lässt sich wie folgt beschreiben:

- Interne und externe Dokumente wie Whitepapers, Videos, Konferenzbeiträge, Arbeitsunterlagen, Präsentationen, Websites, Blogs
- Informelle Austausche im Rahmen der Fallstudienakquise, die mit Feldnotizen dokumentiert werden
- Produkt-Demo-Sessions
- 60-minütige Experteninterviews mit Vertretenden der Anbieter- und Anwenderseite

Vor dem Interview wurden bereits erste Recherchen zur Lösung vorgenommen und Kennenlern-Gespräche mit einer Vertretung des Anbieterunternehmens geführt, um ein Verständnis hinsichtlich der Grundfunktionen der KI-basierten Lösung zu erhalten. Dies ermöglichte die Nutzung der knappen und wertvollen Interviewzeit für Aspekte, die nicht in anderer Form zugänglich oder recherchierbar waren.

Der Beginn der Interviews erfolgte jeweils mit einer Schlüsselperson. Der Hinweis zur Schlüsselperson stammte aus den Vorgesprächen mit den Kontaktpersonen des anbietenden Unternehmens. Danach wurden aufgrund von Empfehlungen der Kontaktperson sowie der Schlüsselperson weitere Interviewpartner*innen identifiziert und angefragt. Dieses Vorgehen entspricht dem Schneeballprinzip und stellt sicher, dass die zentralen Personen aus den Unternehmen befragt werden. Diese sukzessive Vorgehensweise hilft ferner, Personen kontaktieren zu können, die sonst nicht oder nur schwierig identifizierbar und erreichbar für die forschende Person wären (Schreier, 2010, S. 243). Aufgrund inhaltlicher Sättigung oder geringer Möglichkeiten, geeignete Personen zu befragen, wurde die finale Auswahl der Interviewpartner*innen getroffen. Das Vorgehen kann somit als offen bezeichnet werden, da die Interviewpartner*innen und weiterführende Dokumente dynamisch ausgesucht wurden. Auch wurde jeweils sichergestellt, dass bei Rückfragen noch einmal auf die Interviewpartner*innen zugegangen werden konnte, um sie für die kommunikative Validierung erneut zu kontaktieren. Im Verlauf der Interviews wurden die Interviewfragen jeweils an den aktuellen Wissensstand angepasst, um eine immer grössere Breite und Tiefe an Einblicken gewinnen zu können. Gleiches gilt für die Dokumente. Nach einer ersten Initialrecherche an öffentlich zugänglichen Inhalten wurde in den Interviews jeweils gezielt nach weiterführenden internen Dokumenten gefragt und diese wurden in den Forschungsprozess integriert.

Ursprünglich war geplant, eine Auswahl an verschiedenen Anspruchsgruppen pro Anbieter- und Anwender-Unternehmen zu befragen, um einen mehrperspektivischen Blick auf die Thematik zu erhalten. Dies hätte auch Mitarbeitende/User*innen und IT-Spezialist*innen sowie insgesamt eine höhere Anzahl an Interviewpartner*innen umfasst. Allerdings trat zutage, dass Bereitschaft und Zugänglichkeit für Interviews und Befragungen begrenzt sind, während gleichzeitig Reichhaltigkeit und Neuigkeitswert der Antworten von Seiten der Personalentwicklung und Anbietenden hoch sind. Deswegen mündete die Datenerhebung in die Fokussierung auf Expert*innen respektive ‚key individuals‘, welche auf Anbieter-Seite das Angebot und dessen Entwicklungsschritte gut kennen, die Einführung bei ihren Kundenunternehmen begleiten und auf Anwender-Seite in der Perspektive der Personalentwicklung informierte Einblicke geben konnten. Je nach Fall wurde eine pragmatische und für die teilnehmenden Unternehmen umsetzbare Lösung gesucht, um immerhin eine geringe Anzahl an Interviews und den Zugang zu den schriftlichen Dokumenten zu erhalten. Der Einbezug weiterer Perspektiven ist mithin ein Forschungsdesiderat.

Die halbstrukturierten und problemzentrierten Interviews bilden das Kernstück der Erhebung und werden daher mit besonderer Sorgfalt entwickelt und begründet.

Die Interviewstruktur ist wie folgt aufgebaut und auf eine Gesprächsdauer von 60 Minuten ausgelegt:

Start mit Rahmenbedingungen und Vorschau zum Ablauf des Gesprächs

- Begrüssung und Dank
- Kurze Vorstellung der Forscherin
- Zweck/Ziele des Interviews
- Bereits erfolgte Schritte in der Fallstudie
- Klärung der Rahmenbedingungen (Zeit, Gesprächsaufnahme, Anonymität)

Kurfragebogen

- Aktuelle Position
- Art der Involvierung in die Einführung und den Betrieb sowie die Weiterentwicklung im Zusammenhang mit der KI-basierten Lösung
- Verständnis von KI

Hauptteil des Interviews

- Beschrieb der Beweggründe für den Einsatz eines KI-basierten Systems
- Beschrieb des Einführungsprozesses

- Aufgaben und Rollen von L&D-Professionals in Bezug auf die Einführung und das Zusammenspiel mit dem KI-basierten System, wahrgenommene Veränderungen und Anforderungen durch den Einsatz des KI-basierten Systems
- Erfolgsfaktoren und Barrieren bei der Einführung und im Betrieb
- Blick in die nahe Zukunft: denkbare Weiterentwicklungen der Lösung und andere Ideen für KI-basierte Einsätze im Bereich Corporate Learning
- Ratschläge für andere Unternehmen, die eine KI-basierte Lösung einführen möchten
- Weiteres Vorgehen

Der Original-Interviewleitfaden ist im Anhang einsehbar (siehe Anhang 13: Fallstudienuntersuchung: Guidelines & Interviewleitfaden).

Die Hauptfragen des Interviews wurden ca. eine Woche vor dem Interview an die Interviewpartner*innen zugesendet, damit sie sich auf das Interview einstimmen konnten. Die Interviews wurden als Video-Call mit MS Teams auf Hochdeutsch oder Englisch durchgeführt und aufgenommen. Der Start des Interviews deckt die Rahmenbedingungen des Interviews ab. Obwohl die Interviewpartner*innen bereits vor dem Interview die Hauptfragen und eine kurze Information zum Zweck des Interviews per Outlook-Einladung erhalten, wird mit der mündlichen Information sichergestellt, dass die Rahmenbedingungen bekannt und in Ordnung sind. Danach folgen wenige Fragen zur Person, ihrer Rolle und dem Bezug zur KI-basierten Lösung, die untersucht wird. Diese Fragen helfen, die Antworten anschliessend im korrekten Kontext auswerten zu können. Innerhalb des Kurzfragebogens wird auch über das Verständnis von KI gesprochen. Die Fragen des Kurzfragebogens könnten grundsätzlich im Vorfeld schriftlich versendet werden. Darauf wurde verzichtet, da der Aufwand für die Interviewpartner*innen so gering wie möglich gehalten werden sollte.

Der Hauptteil des Interviews ist nach dem Sanduhrprinzip [Hour Glass Approach] (Paul Mihas, GSERM, Januar 2020) und im Sinne eines halbstrukturierten Interviews aufgebaut. Das Interview fällt zudem in die Kategorie eines problemzentrierten Interviews, bei dem eine festgelegte und definierte Problemstellung mit Offenheit untersucht wird (Witzel, 1982). Dem Sanduhrprinzip folgend, sind Start und Ende des Interviewleitfadens von hoher Priorität, die mittleren Teile sind als Vertiefung gedacht und können im Fall von Zeitknappheit weggelassen werden. Zudem besagt das Sanduhrprinzip aus, dass mit generellen Fragen begonnen wird, bevor der Fokus auf besonders interessierende Aspekte gelegt wird und konkrete Aussagen verlangt werden. Am Ende wird das Gespräch noch einmal geöffnet, damit der/die Gesprächspartner*in die Möglichkeit

erhält, Aspekte anzusprechen, die aus Sicht der Interviewpartner*innen zentral sind und im Interview bislang nicht angesprochen wurden. Dies geschieht mittels folgender Frage: ‚Bevor wir das Interview abschliessen: Haben wir etwas noch nicht besprochen, das Sie noch erwähnen möchten?‘ Diese Abschlussfrage soll blinde Flecken in der Datenerhebung vermeiden und ermöglichen, subjektiv besonders relevant wahrgenommene Informationen einzubringen. Der Beginn mit generellen, breiten Fragen verhilft zu einem angenehmen Gesprächsklima und entspricht dem Prinzip der Offenheit (Helfferich, 2014, S. 562), das für ein qualitativ exploratives Interview besonders zentral ist. Dieses Klima wird im Hauptteil des Interviews durch den bewussten Einsatz eines narrativen Elements erzeugt. Die Interviewpartner*innen werden dazu aufgefordert, den Einführungsprozess der KI-basierten Lösung in ihren Worten zu schildern. ‚Wir beginnen mit einer Frage, die absichtlich völlig offen gehalten wird. Bitte erzählen Sie mir die Geschichte der Einführung von XYZ aus Ihrer Sicht.‘ Diese Frage hat den Vorteil, gesprächsöffnend zu wirken und zentrale Aspekte zum Thema zu Beginn des Interviews erkennen zu können. Der Interviewleitfaden ist anschliessend als Baukasten aufgebaut, der je nach Gesprächsverlauf – bis auf die wenigen Kernfragen zu Beginn und am Ende des Leitfadens – flexibel genutzt werden kann. Dieser Aufbau des Interviewleitfadens gestattet einen massgeschneiderten Gesprächsverlauf. Durch die Erhebung mehrerer Interviews pro Fall wurde fortlaufend geprüft, welche Fragen bereits mit einem von der Forscherin subjektiv wahrgenommenen Sättigungsgrad beantwortet wurden und bei welchen Fragen zusätzliche Informationen nötig sind. Da jeder Fall und jede*r Interviewpartner*in einzigartig sind, bestand nicht der Anspruch auf eine möglichst identische Gesprächsführung. Bedeutender erschien die Ausrichtung des Hauptfragebogens auf die jeweilige Situation und Person, um die reichhaltigsten Informationen gewinnen zu können. Die Fülle an Vertiefungsfragen trägt nicht zur Übersichtlichkeit des Fragebogens bei, erlaubt aber ein adäquates Nachhaken und das Eingehen auf getätigte Äusserungen. Sämtliche Fragen sind als offene Fragen formuliert. Der Fragebogen ist inhaltlich am Innovations-Entscheidungs-Prozess nach Rogers (2003) sowie den Augmentationsstrategien orientiert.

8.2.3 Datenanalyse

Der Prozess der fallinternen und fallübergreifenden Datenanalyse folgt im Kern den Empfehlungen von Yin (2018) sowie Eisenhardt und Graebner (2007). Zunächst wird jede Einzelfallstudie einzeln analysiert. Dabei werden die Charakteristika jedes einzelnen Falls möglichst gut berücksichtigt. Neben der deskriptiven Aufarbeitung des Falls erfolgen bereits in der Einzelfallstudie erste analytische Schritte, die Hinweise auf die

Forschungsfragen aus Perspektive des Einzelfalls liefern. Es stehen Handlungsmuster und Aussagen im Vordergrund, die zu den gestellten Forschungsfragen Hinweise bieten und darüber hinaus induktiv generierte Erkenntnisse erbringen. Die geschriebenen Einzelfallstudien werden durch die Interviewpartner*innen kommunikativ validiert. Anschliessend erfolgt der Vergleich der drei Fallstudien anhand einer fallübergreifenden Analyse. Ziel der fallübergreifenden Analyse ist die Eruierung von Gemeinsamkeiten und Unterschieden zur Beantwortung der Forschungsfragen. Die Analyseschritte werden wie folgt vollzogen:

Vorgehen Einzelfallanalyse

- Durchführung des Interviews, spontane Memos zu neuen Erkenntnissen und aufgekomenen Gedanken
- Maschinelle Initial-Transkription durch Amberscript.com, danach manuelle Überarbeitung und Finalisierung des Transkripts, wiederum ergänzt durch spontane Memos
- Aufbereitung der Transkripte:
 - Nummerierung der Zeilen
 - Zeitmarken pro Sprecherwechsel
 - Leicht geglättet, pragmatisch und sinngemäss transkribiert. Bei Passagen, die im Verlauf der Fallstudienbeschreibung als Direktzitate verwendet werden, wird teilweise nachgeglättet, damit die Lesbarkeit gewährleistet ist.
- Kodierung mit Atlas.ti anhand der Hauptkategorien (alle Dokumente und Interviews)
- Zwischendurch: Nachhören der Originalaussagen in der Videoaufnahme
- Untersuchung der Hauptkategorien auf Unterkategorien pro Einzelfall
- Schreiben der Einzelfälle
- Abschliessendes Lesen der Originaltranskripte, Dokumente und Memos, um die Vollständigkeit und Sinnhaftigkeit des Fallstudienbeschriebs überprüfen zu können. Entsprechende Ergänzungen der Einzelfälle, sofern nötig
- Schriftliche kommunikative Validierung durch alle Interviewpartner*innen
- Einarbeitung der Rückmeldungen und Finalisierung der Einzelfallstudien

Mit diesem Vorgehen kommt das Wechselspiel zwischen den erhobenen Daten und dem theoretischen Bezugsrahmen zum Zug. Die iterativen Schlaufen helfen, tiefer in die Materie einzutauchen und das Material ganzheitlich zu verstehen sowie Rückschlüsse auf das bereits Bekannte und auf den Neuigkeitsgehalt zu ziehen. Als Datenanalysestrategie

wird eine deduktiv-induktive Kategorienbildung verfolgt. In einem ersten Kodierungsdurchlauf wird auf die deduktiven Kategorien fokussiert. Die Beschränkung auf wenige Hauptkategorien hat sich bereits in der Literaturanalyse als relevant erwiesen. Aufgrund der dort gesammelten Erfahrungen wurde versucht, die Hauptkategorien noch breiter zu formulieren. Dies erleichtert das Erkennen von Zusammenhängen innerhalb der Kategorien. Die Hauptkategorien orientieren sich stark an den Forschungsfragen dieser Fallstudienuntersuchung und sind nach einem Testdurchlauf mit vier Interviews (A2, A3, B1, B2) und einem Dokument (Marten, 2021) aus zwei verschiedenen Einzelfällen finalisiert und mit den relevantesten Beobachtungspunkten ergänzt worden. Die Kategorien werden neben den Interviewtranskripten auch auf die Dokumente angewendet. Das Hauptkategoriensystem der Fallstudien kann im Anhang eingesehen werden (siehe Anhang 14: Fallstudienuntersuchung: Hauptkategoriensystem).

Es werden jeweils Sinneinheiten kodiert, die in sich schlüssig sind. Dabei werden nur diejenigen Datenpunkte kodiert, die für die Beantwortung der Forschungsfragen und das Schreiben der Fälle als wertvoll erachtet werden. Nach der initialen Kodierung anhand des Hauptkategoriensystems werden die kodierten Einheiten auf Gemeinsamkeiten und Unterschiede untersucht und gegliedert. Dies mündet in die verschiedenen Faktoren, die im Fallstudienbeschrieb herausgehoben werden.

In der Analyse werden die Aussagen der jeweiligen Quelle möglichst genau zugeordnet. Dies trägt zur Nachvollziehbarkeit bei, die als Qualitätskriterium für die Fallstudienforschung fungiert. Dokumente werden nach APA zitiert. Die Interviews werden mit dem Buchstaben der jeweiligen Fallstudie gekennzeichnet: jede*r Interviewpartner*in erhält eine Nummer. Mit dieser Nomenklatur wird gewährleistet, dass die Herkunft einer Aussage möglichst präzise zugeordnet werden kann, ohne dass ein direkter Personenbezug möglich ist. Falls die Unterscheidung bedeutend erscheint, von welcher Perspektive die Aussage getroffen wurde, wird dies textlich hervorgehoben, etwa in dem Fall, dass eine Aussage klar von Seiten des Anbieters getroffen wird, der Anwender aber eine andere Sichtweise einnimmt.

Die Auswertung, ob eine Aussage als besonders relevant betrachtet werden sollte, wird rein qualitativ vorgenommen. Indizien hierfür können eine besondere mündliche Betonung oder ein besonderes Hervorheben im schriftlichen Datenmaterial sein. Auch eine mehrmalige Nennung über verschiedene Datenpunkte hinweg kann Hinweise auf die Relevanz einzelner Aspekte haben. Die Häufigkeit, wie oft oder in wie vielen Interviews eine Aussage getätigt wird, wird indes nicht systematisch ausgewertet. Diese Entscheidung ist unter anderem im explorativen Forschungsziel begründet, möglichst viele Facetten aufgreifen und abbilden zu können. Dies zeigte sich bereits in der Art der

Datenerhebung. Die Erhebung erfolgte aufgrund des rollierenden Vorgehens nicht über alle Interviews und Dokumente hinweg identisch. Wurde ein Aspekt aus Sicht der Forscherin bereits ausreichend beleuchtet, wurde in darauffolgenden Interviews auf das nochmalige Abfragen respektive Vertiefen verzichtet. Mithin wäre eine systematische Auswertung der Häufigkeit aufgrund der Beschaffenheit des Datenmaterials nicht zweckmässig. Nachfolgend werden die Spezifika zur Einzelfallaufbereitung veranschaulicht.

8.2.4 Vorgehen und Struktur der Fallaufbereitung

Ziel ist eine reichhaltige Beschreibung, die es der Leserschaft erlaubt, eigene Schlüsse und Erkenntnisse zu generieren und zu entscheiden, inwiefern die Erkenntnisse auf die eigene Situation übertragbar sind (Schreier, 2010, S. 248). Gemäss Yin (2018, S. 261) ist bei einer Multiple-Case-Study nicht zwingend, dass die Einzelfälle im Ergebnisbericht erscheinen. Es finden sich auch Varianten, in denen lediglich die Synthese präsentiert wird. Da das Themengebiet der KI-basierten Systeme im Kontext von Corporate Learning neu ist und bereits durch die Beschreibung von drei verschiedenen KI-basierten Systemen ein Mehrwert geschaffen werden kann, werden in dieser Forschungsarbeit zunächst die Einzelfälle detailliert präsentiert, bevor die fallübergreifende Analyse im Ergebnisbericht aufgenommen wird.

Die Fallausbereitung der Einzelfälle ist vorwiegend in einem narrativen Charakter formuliert. Das Einarbeiten der Originalaussagen in Form von Direktziten ermöglicht eine möglichst unverfälschte Wiedergabe des ursprünglich Gemeinten. Die Fallaufbereitung der Einzelfälle erfolgte ursprünglich in englischer Sprache, da die Fallstudien aus dem internationalen Raum stammen und für die kommunikative Validierung in Englisch bereitgestellt werden müssen. Die Fälle wurden anschliessend zurück ins Deutsche übersetzt¹².

Die einheitliche Grundstruktur über alle drei Fälle hinweg führt zu einer Vergleichbar- und Differenzierbarkeit der Fälle. Dennoch unterscheidet sich die Ausführlichkeit pro Thema je nach Fallstudie. Die Fälle sind insbesondere aufgrund der zur Verfügung stehenden Datenbasis unterschiedlich ausdifferenziert. Die Fallstudie A, YourLearning@IBM, ist die ausführlichste Fallstudie. Dies liegt zum einen an der Grösse und

¹² Die Direktzitate der Interviewpartner*innen wurden entsprechend übersetzt. Zum Zwecke der Leslichkeit wird dies nicht einzeln ausgewiesen. Eine Ausnahme bilden Direktzitate aus schriftlichen Quellen. Dort wird jeweils angegeben, wo eine Übersetzung stattgefunden hat. Als Unterstützung bei der Übersetzung wurde DeepL Pro eingesetzt.

Multifunktionalität der KI-basierten Lösung, zum anderen am Zugang zu ausführlichem Datenmaterial und der grössten Anzahl an Interviewpartner*innen. Ein weiteres Differenzierungsmerkmal zwischen den Fallstudien bilden die unterschiedlichen Funktionalitäten der KI-basierten Lösung und somit auch der theoretischen Einbettung. Deswegen wird unter ‚Einordnung des Falls‘ jeweils auf Literatur Bezug genommen, die für den jeweiligen Fall als besonders relevant erachtet wird.

Die identifizierten Erfolgsfaktoren sind nicht trennscharf, auf unterschiedlichen Hierarchie- und Abstraktionsebenen angesiedelt und weisen teilweise hohe Interdependenzen auf. Dennoch werden sie als separate Punkte ausgewiesen, um eine möglichst hohe Handlungsleitung und prägnante Aussagen treffen zu können. Je nach Blickwinkel und Vorwissen eines*einer Forschenden könnten diese Erfolgsfaktoren anders gegliedert werden. Es handelt sich demnach um eine mögliche Interpretation, wobei es nicht die einzig richtige sein muss. Je nach Eigenschaften des Erfolgsfaktors wird die Beschreibung kurz gehalten oder es wird ausführlich beschrieben. Zentrale Zusammenhänge zu anderen Erfolgsfaktoren werden beleuchtet. Grundsätzlich werden alle identifizierten Faktoren als Erfolgsfaktoren bezeichnet. Einige von ihnen werden in den Interviews speziell als Barrieren hervorgehoben. Dies wird beim jeweiligen Faktor vermerkt.

Algorithmen und für die KI-basierte Lösung benötigte Daten werden in allen Fällen nicht im Detail erläutert, da es sich hierbei teilweise um geheime Daten handelt. Auch erscheinen diese Informationen angesichts der aufgeworfenen Forschungsfragen als zweitrangig und übersteigen die fachlichen Kompetenzen von Seiten der Forscherin.

Am Ende findet sich jeweils eine kritische Würdigung des Falls, um allfällige Schwachstellen und Besonderheiten des Falls auszuweisen. Dies soll der Leserschaft zu einer informierten Interpretation des Gelesenen verhelfen und dazu beitragen, die Erkenntnisse in Relation zum eigenen Kontext zu setzen. Dies entspricht wiederum der Anforderung, Beihilfe für die Leserschaft zur Übertragbarkeit auf den eigenen Kontext zu liefern (Schreier, 2010, S. 248).

Vorgehen fallübergreifende Analyse

Nach der Erarbeitung der Einzelfälle folgt in Anlehnung an das Vorgehen von Seufert (2008) die fallübergreifende Analyse, in der es darum geht, „im Sinne des Verfahrens der komparativen Kasuistik charakteristische Handlungsmuster zu systematisieren, um eine Typisierung unterschiedlicher Implementierungsstrategien vornehmen zu können“ (S. 415). Hierbei spielen, angelehnt an die Forschungsfragen der Fallstudienuntersuchung, im Speziellen die Erfolgsfaktoren, die Rollen von L&D-Professionals/HRD und weitere aufgekommene Aspekte eine zentrale Rolle. Ziel ist, Gemeinsamkeiten,

Unterschiede und Ergänzungen zu eruieren, die für das abschliessende Fazit zu den Fallstudien ein reichhaltiges Bild zum untersuchten Phänomen liefern. Nähere Informationen zur fallübergreifenden Analyse folgen direkt im entsprechenden Unterkapitel 8.6.

Nachdem die Grundlagen zum Fallstudiendesign, der Fallstudienauswahl, der Datensammlung, -analyse und -aufbereitung geklärt sind, folgen als Nächstes die drei Fallstudienbeschriebe und -auswertungen.

8.3 Einzelfallanalyse A: YourLearning@IBM

Kapitel 8.3 ist der Fallstudie A YourLearning@IBM gewidmet. Zunächst werden die Gründe für die Auswahl dieses Falles dargelegt. Danach werden das beteiligte Unternehmen und die Datengrundlage vorgestellt, und die Fallstudie wird thematisch eingeordnet. Es folgt eine Beschreibung der KI-basierten Lösung. Anschliessend wird eine Analyse hinsichtlich der Forschungsfragen und der damit verbundenen Aspekte durchgeführt. Schliesslich wird die Fallstudie zusammengefasst und kritisch reflektiert.

Es gilt zu beachten, dass Auszüge aus dieser Fallstudie für ein Buchkapitel¹³ verwendet wurden. Daher können vereinzelte Fälle von Textduplikaten und Selbstziten auftreten.

8.3.1 Kurze Beschreibung des Falles

IBM Your Learning ist eine KI-basierte Learning Experience Plattform (LXP). IBM hat seine KI-basierte LXP-Lösung seit Juni 2016 im Einsatz (A2_5:2; IBM, 2020, S. 8). Die Entwicklung begann im Jahr 2015. Die selbst entwickelte Lösung wird nicht nur bei IBM weltweit eingesetzt, sondern inzwischen auch an externe Unternehmen verkauft. Die Lösung wird auf der IBM-Website wie folgt beschrieben:

„IBM Your Learning ist eine personalisierte Lernplattform, die Unternehmen dabei hilft, agil und erfolgreich zu bleiben, indem sie jedem Mitarbeitenden hilft, das zu lernen, was er wissen muss, um erfolgreich zu sein und sich zu entwickeln.“ (eigene Übersetzung; IBM Your Learning Website, 2021a)

Die Plattform verfügt über verschiedene KI-basierte Funktionen, die kontinuierlich erweitert und ergänzt und mit anderen Funktionen und Lösungen verknüpft werden.

¹³ Eggmann, N.: PRE-PRINT: Not Plug-and-Play: Successful Adoption of an AI-based Learning Experience Platform. In Ifenthaler, Dirk & Seufert, Sabine (Hrsg.): Artificial Intelligence Education in the Context of Work. Cham: Springer, 2022.

8.3.2 Begründung zur Fallauswahl

IBM Your Learning erfüllte alle Kriterien für die Auswahl der Fallstudie. Erstens handelt es sich um ein fortschrittliches KI-basiertes LXP, das bereits seit mehreren Jahren in einem grossen Unternehmen eingesetzt wird. Zweitens gilt es als State-of-the-Art-LXP, nicht zuletzt, weil IBM über mehrere KI-Schlüsseltechnologien verfügt, die auch in den LXPs anderer Anbieter eingesetzt werden. Drittens hat IBM aufgrund der mehr als sechsjährigen praktischen Anwendung der Lösung viel Wissen und Erfahrung in Bezug auf die Realisierung eines Mehrwerts aus einem KI-basierten LXP gewonnen.

8.3.3 Datengrundlage

Die Datenerhebung wurde zwischen März und Juli 2021 durchgeführt. Tabelle 38 enthält eine Liste der vier Interviews, die für diese Fallstudie geführt wurden.

Tabelle 38: Liste der Interviews in Fallstudie A: IBM YourLearning@IBM
(eigene Darstellung)

Datum des Interviews	Name	Funktion zum Zeitpunkt des Interviews	Unternehmen	Datum der kommunikativen Validierung
5. Mai 2021	Gordon Fuller	Chief Learning Officer	IBM	16. November 2021 (Einzelfall)
10. Mai 2021	Natasja Mol	Associate Partner, Global TDO CoC, Talent & Transformation	IBM	24. November 2021 (Einzelfall)/ 21. April 2022: CL&AI-Modell und allgemeine Erfolgsfaktoren
21. Mai 2021	Barbara de Jonghe	Ansprechpartnerin für Lernpartnerschaftsinitiativen, IBM Learning Europe	IBM	Keine Verbesserungshinweise oder Änderungswünsche bis zur Frist für die kommunikative Validierung Ende Februar 2022 (Einzelfall)/ 22. April 2022: CL&AI-Modell und allgemeine Erfolgsfaktoren
25. Juni 2021	Barbara Schneeberger	Karriereberaterin und Moderatorin bei Karriere- und Talentmanagement, IBM CHQ, HR	IBM	12. November 2021 (Einzelfall)

Bei den Befragten handelte es sich um langjährige IBM-Mitarbeitende, die die Situation vor IBM Your Learning erlebt, die Einführung mitgestaltet hatten und zum Teil direkt an der Erfindung und Entwicklung des LXPs beteiligt waren.

Zusätzlich zu den Interviews fanden verschiedene Gespräche vor und nach den Interviews statt. Die Gespräche vor den Interviews fanden im Rahmen der Kontaktaufnahme

durch die Forscherin statt. Da bei diesen informellen Treffen Your Learning bereits thematisiert wurde, bevor die eigentliche Fallstudie begann, prägten die Informationen das Vorwissen der Forscherin. Diese Gespräche sowie eine Demositzung wurden anhand von Feldnotizen und Memos reflektiert. Tabelle 39 präsentiert eine Liste dieser informellen Gespräche.

Tabelle 39: Informelle Gespräche in Fallstudie A: YourLearning@IBM
(eigene Darstellung)

Datum	Name	Funktion	Unternehmen
12. März 2021 & 28. April 2021; 20. April 2022 zu CL&AI-Modell und allgemeine Erfolgsfaktoren	Lutz Marten	IBM Transformation & Kultur - Lernen & Entwicklung von Führungskräften - Squad Leader Europa, Naher Osten und Afrika	IBM
21. April 2021 & 21. Mai 2021	Gabriele Baumgartner	Head of HR & Mitglied der Geschäftsleitung bei IBM Schweiz AG	IBM
26. März 2021	Britta Gross	Partner - Talent & Transformation Leader auf dem DACH-Markt	IBM
16. Juli 2021	Barbara Schneeberger (Demositzung)	Karriereberaterin & Moderatorin, Karriere- & Talentmanagement, IBM CHQ, Personalwesen	IBM

Darüber hinaus wurde eine Dokumentenanalyse durchgeführt, die aus drei Whitepapers, einer Website mit all ihren Unterseiten, einem Buchkapitel und einer internen Präsentation bestand. Eine Übersicht über die analysierten Dokumente findet sich im Anhang dieser Arbeit.

8.3.4 Einordnung des Falls

Bevor die IBM-Lösung beschrieben und im Hinblick auf die Forschungsfragen analysiert wurde, soll sie zunächst in den Kontext von LXPs und anderen relevanten Konzepten eingeordnet werden. KI-basierte LXPs und Lernökosysteme sind in der Literatur bereits angekommen und somit nicht völlig neu. Dennoch sind die Erfolgsfaktoren, die die erfolgreiche Einführung solcher Systeme und ihre Auswirkungen auf die Rolle der Personalentwicklung beeinflussen, im August 2021 noch nicht ausreichend erforscht. Daher zielt dieser Abschnitt darauf ab, die Fallstudie in bereits bekannte Aspekte des Themas der KI-basierten LXP einzubetten. Die Fallstudie untersuchte das Thema anhand der Grundlagen der Definition von LXPs, der heute bekannten Grundfunktionalitäten und der wesentlichen Unterscheidung zwischen LXPs und herkömmlichen Lernmanagementsystemen (LMS).

Derzeit können LXP mit oder ohne KI betrieben werden. Da IBM Your Learning ein KI-basiertes LXP ist, konzentriert sich die Fallstudie auf LXPs mit KI-Komponenten. Solche LXPs lassen sich wie folgt beschreiben:

„Es handelt sich um Systeme, die Inhalte aus beliebigen Quellen (einschliesslich intern entwickelter Inhalte) aggregieren und dabei maschinelles Lernen nutzen, um Individuen Inhalte zu empfehlen. Zudem ermöglichen sie den Aufbau von Lernpfaden und sie versuchen, die Fähigkeiten jedes Individuums anhand der eigenen Aktivitäten zu bewerten.“ (eigene Übersetzung; Bersin, 2021, S. 65)

Während traditionelle LMS seit mehr als 20 Jahren in Unternehmen und Universitäten weit verbreitet sind (Meiers, 2012, S. 2), sind LXPs erst seit wenigen Jahren auf dem Vormarsch. Im Gegensatz zu traditionellen LMS stellen LXPs bewusst den Nutzer in den Mittelpunkt. Vergleiche zwischen einem LXP und einem LMS sind in der Literatur üblich. Foelsing und Schmitz (2021) bieten einen Überblick:

„Während ein klassisches Lernmanagementsystem aus der Perspektive der Lernverwaltung und -steuerung konzipiert ist, gehen LXP-Anbieter von der Perspektive des Lernenden aus. In einem LMS ist der Kurs das zentrale Element, während in einer LXP das Finden relevanter Lerninhalte und der Austausch mit anderen im Vordergrund stehen“ (S. 271).

Abbildung 47 vergleicht die grundlegenden Funktionalitäten von LMS und LXP.

LMS Lernmanagement-System	vs.	LXP Plattform für Lernerfahrungen
Management: verwaltungs- und adminorientiert		Experience: lernendenorientiert
Verwaltung, Steuerung, Kontrolle		Erkunden, Finden, Austauschen
genaue Vorgabe und Freigabe von Kursen und Inhalten		interne Google-ähnliche Suche nach Lerninhalten und Empfehlungen
Mitarbeitende lernen was sie lernen sollen/was vorgegeben ist		Mitarbeitende finden und lernen, was sie brauchen
unter der Kontrolle Dritter, TOP DOWN, für alle gleich		selbstgesteuert, BOTTOM UP, bedürfnisorientiert

Abbildung 47: Vergleich von LMS und LXP

(eigene Darstellung in Anlehnung an Foelsing & Schmitz, 2021, S. 272)

Beispiele für LXP-Anbieter sind 360Learning, Degreed, EdCast, Filtered, Fuel50, Fuse, Gloat, IBM Your Learning, Microsoft Viva Learning und Valamis. Die Funktionen und die Philosophie von LXP sind oft mit Lösungen wie Airbnb, Amazon oder Netflix

verwandt und von diesen inspiriert. Angelehnt an den Beitrag von Stoller-Schai (2020b) beschreibt die folgende Tabelle 40 weitere Merkmale eines LXP.

Tabelle 40: Merkmale eines LXP
(eigene Darstellung in Anlehnung an Stoller-Schai, 2020b)

Merkmale eines LXP	Kurzbeschreibung
Unterstützt nutzergenerierte Inhalte	Nutzer*innen (Lernende) können Beiträge leisten, kommentieren, empfehlen und bewerten.
Moderne Benutzeroberfläche und Benutzererfahrung	Der erste und zweite Eindruck zählt. Ein LXP ist ansprechend gestaltet und entspricht den Design-Erwartungen der Nutzenden durch die Übernahme von Designelementen aus sozialen Medien und E-Commerce-Anwendungen.
Einfache Erstellung und Pflege von Inhalten	Die Inhalte werden teilweise automatisch gesucht, analysiert und zusammengestellt und in Form von Lernempfehlungen angeboten.
Personalisierung als Standard	Die Lernenden erhalten ihr ‘massgeschneidertes’ Lernangebot.
Verbesserte Dateneinsicht und Berichterstattung	Grafische Dashboards zeigen den Benutzern, wo sie stehen. Administratoren haben Zugang zu verschiedenen umfangreichen Berichten, um das Lernverhalten zu analysieren und das Lernerlebnis zu verbessern.
Mobile App	Alle Inhalte sind auf allen Arten von Geräten und Bildschirmformaten verfügbar.
Bringt Menschen mit Menschen zusammen	Die Nutzer werden vernetzt, indem ihnen angezeigt wird, wer ein ähnliches Profil hat oder wer was gelernt und angesehen hat.
Automatisierung	Viele Aufgaben, die früher manuell durchgeführt wurden, sind jetzt automatisiert, wie z. B. das automatische Kuratieren von Inhalten, die automatische Berichterstattung und das automatische Einbinden neuer Benutzer*innen.
Soziales Lernen und Austausch	Soziales Lernen (Peer Learning) ist ein wesentlicher didaktischer Schwerpunkt eines LXP.
Belohnungen und Anerkennung	Die Nutzer werden für das Erreichen von Zielen gelobt oder ‘angestupst’ (nudging), wenn sie beim Lernen nicht weiterkommen.

Beide Arten von Systemen (LMS und LXP) dienen unterschiedlichen Zwecken und sind auf unterschiedliche Anwendungsfälle ausgerichtet. Sie können einzeln oder in Kombination eingesetzt werden (Bersin, 2021, S. 64). Nach Ansicht von Bersin (2021, S. 91) werden LMS wahrscheinlich ein Bestandteil der gesamten Lernarchitekturen bleiben, aber in Zukunft einen kleineren Platz einnehmen. Eine mögliche Variante wäre ein LXP, das als Benutzeroberfläche und Zugangspunkt für diverse Lernangebote genutzt wird, während im Hintergrund auf ein oder mehrere LMS zugegriffen wird.

Wie andere cloudbasierte Systeme auch, entwickeln sich KI-basierte LXP kontinuierlich weiter. Foelsing und Schmitz (2021) beschreiben dies wie folgt: „Man spricht dabei von

sog. ‘Evergreen Systemen’, wie z. B. Microsoft 365 eines ist. Diese verändern sich in immer kürzeren Zyklen und bieten dabei immer mehr neue oder veränderte Funktionalitäten, was ein stetiges Umlernen notwendig macht“ (S. 279). Diese ständige Weiterentwicklung ist ein Merkmal, das Auswirkungen auf eine Vielzahl von Interessengruppen hat.

Bersin (2021, S. 68–69) unterscheidet vier Entwicklungsstufen, die auf dem LXP-Markt zu beobachten sind und die im Folgenden näher erläutert werden:

- Phase 1: Cloud-basierte Lernportale, die das Suchen und Finden von Lerninhalten ermöglichen.
- Phase 2: Erstellung ganzer Lernpfade, personalisierte Lernempfehlungen auf der Basis von Fähigkeiten und Verknüpfungen zwischen Personen. Der Fokus liegt nicht mehr nur auf dem aktuellen Lernbedarf, sondern auch auf der längerfristigen Karriereplanung und der Ableitung der dafür notwendigen Schritte.
- Phase 3: Aufbau eines integrierten Ortes des Lernens im Gegensatz zu einem Ort, an dem nur das Lernen gestartet wird. Dies beinhaltet die Integration von kollaborativen Elementen, Abzeichen, fortgeschrittenen Analysen und vielen anderen fortgeschrittenen Bewertungs- und Gemeinschaftsfunktionen sowie die Integration von Autorenwerkzeugen, wie z. B. die Einbeziehung von nutzergenerierten Inhalten.
- Phase 4: Verschmelzung der LMS- und LXP-Funktionen anstelle einer reinen Verknüpfung zwischen den beiden.

Neben den neuen Funktionen und Vorteilen, die LXP bieten, sind ihnen derzeit auch Grenzen gesetzt. Bersin (2021, S. 62) verdeutlichte dies, indem er feststellte, dass ein LXP die Mitarbeitenden keinesfalls selbst ausbildet. Es ist vielmehr dazu da, dabei zu helfen, die passende Ausbildung zu finden und so zu arrangieren, wie sie benötigt wird (S.62). Das heisst, die bloße Einführung eines LXP führt weder zu einem Kulturwandel noch löst sie alle Herausforderungen, die die digitale Transformation mit sich bringt. Dies zeigt das folgende Zitat: „Das bloße Einschalten wird die bestehenden Lernbibliotheken nicht nützlicher machen. Das Empfehlen von Inhalten macht die Menschen zudem nicht automatisch besser bei ihrer Arbeit“ (eigene Übersetzung; Bersin, 2021, S. 63).

In der aktuellen Diskussion in Wissenschaft und Praxis werden LXPs häufig mit Lernökosystemen in Verbindung gebracht oder als solche beschrieben (Erpenbeck & Sauter, 2021, S. 80). Lernökosysteme ermöglichen kollaboratives Arbeiten und Lernen über Funktionen und Organisationseinheiten hinweg (ebd, S. 80). In der Literatur finden sich

verschiedene Definitionen des Begriffs und des Konzepts des Lernökosystems. Foelsing und Schmitz (2021) präsentieren ein typisches Modell eines Lernökosystems aus der angewandten Wissenschaft in der deutschsprachigen DACH-Region, siehe Abbildung 48.

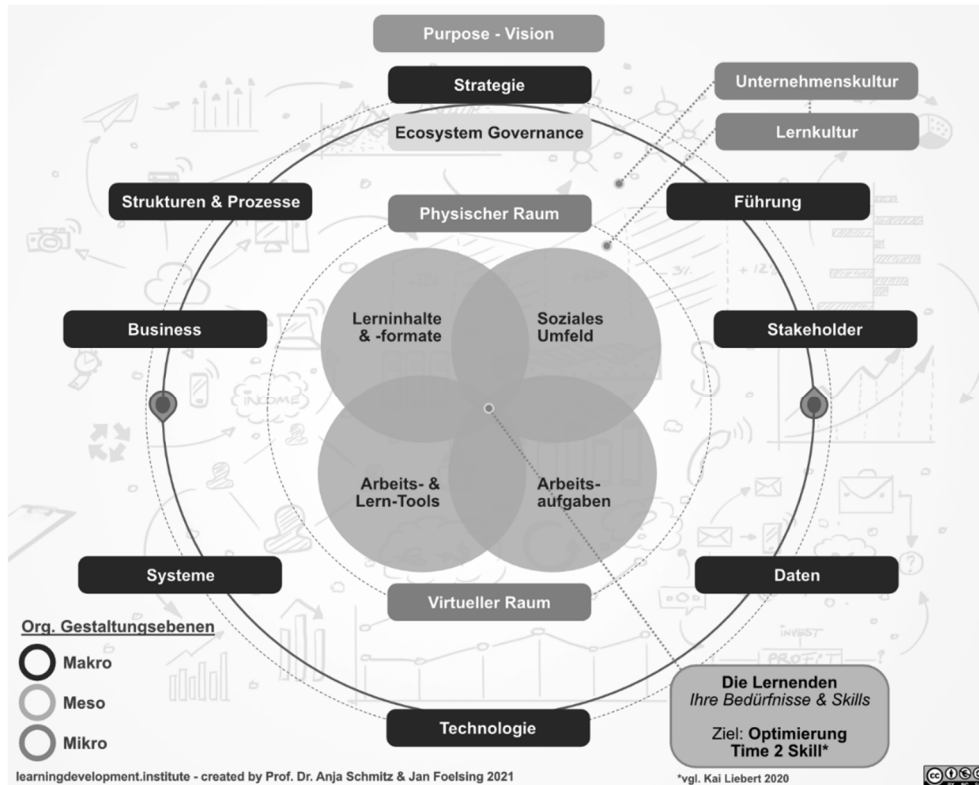


Abbildung 48: Lernökosystem

(Darstellung in Anlehnung an Foelsing & Schmitz, 2021, S. 170)

Lernökosysteme werden von Foelsing und Schmitz (2021) wie folgt beschrieben: „anpassungsfähige sozio-technische Systeme, die aus technischen (anorganischen) und nicht-technischen (organischen) Elementen, ihren Verhaltensweisen und den Interaktionen zwischen ihnen und ihrer sozialen und ökonomischen Umwelt bestehen“ (S. 169). Die Autoren behaupten, dass die Bedeutung von Lernökosystemen im Zuge der fortschreitenden digitalen Transformation noch weiter zunehmen wird. Die beschriebenen Veränderungen haben zu neuen Anforderungen an die Rolle der Personalentwicklung geführt: „Es gilt, L&D-Teams in ein agiles, designorientiertes Unternehmen umzuwandeln. Wir können nicht einfach Inhalte kaufen und veröffentlichen, um einen Nutzen zu erzielen [...]“ (eigene Übersetzung; Bersin, 2021, S. 69).

In den folgenden Abschnitten wird eine Fallstudie zu einem KI-basierten LXP vorgestellt, die an einem konkreten Beispiel in einem konkreten Unternehmen durchgeführt wurde, nämlich die Fallstudie zu IBM Your Learning bei IBM weltweit. Ziel war es, ein besseres Verständnis für den Umgang und die Folgen eines KI-basierten LXPs in Bezug

auf die Personalentwicklung zu erlangen und zu untersuchen, wie die Adoption erfolgreich gelingen kann.

8.3.5 Kontext des Unternehmens: Kurzporträt von IBM

Dieser Abschnitt gibt einen kurzen Überblick über den Unternehmenskontext und die wichtigsten Punkte zur Lernphilosophie von IBM. In dieser Fallstudie wurde IBM sowohl als Anbieter als auch als Nutzer einer KI-basierten Lösung für Personalentwicklungszwecke untersucht. IBM beschäftigt mehr als 350.000¹⁴ Mitarbeitende in mehr als 175 Ländern. Die Schwerpunkte des Unternehmens liegen in den Bereichen Cloud Computing, Blockchain-Technologie, IT-Sicherheit, KI und Quantum Computing. IBM verfügt sowohl über zentrale Corporate Learning Units als auch über länderspezifische (IBM Jahresbericht 2020; Marten, 2021, S. 290–295).

Lernverständnis, Lernphilosophie und Lernkultur

Die Dokumentenanalyse und die Interviews gaben Hinweise auf die Lernkultur und -philosophie von IBM. Insbesondere die Wichtigkeit von Neugierde (Marten, 2021, S. 292–295) und einer Kultur des kontinuierlichen Lernens (A4_14:5; Marten, 2021, S. 290) wurde erwähnt. Die folgende Aussage gibt weitere Einblicke in das Lernverständnis von IBM:

„Kontinuierliches Lernen soll nicht zur Erschöpfung führen, es ist kein Marathon mit einer Zielflagge am Ende. Vielmehr soll es eine Reise sein, bei der Schritt für Schritt gelernt wird. Oft wird es viel mehr ein Spaziergang im Park als ein Marathon sein, angetrieben durch Neugier und gekennzeichnet durch inkrementellen Zuwachs von Fertig- und Fähigkeiten“ (Marten, 2021, S. 291; vgl. auch G. Fuller & Cassarino, 2020, S. 19).

Darüber hinaus hat IBM das Kredo ‘Kompetenzen als neue Währung’ massgeblich mitgestaltet. Das Unternehmen betrachtet Kompetenzen als zentrale Einheit für den Betrieb des LXPs sowie für das gesamte Corporate Learning (A2_5:9). Darüber hinaus basiert IBMs Philosophie auf dem 70-20-10-Modell (IBM, 2021, S. 27). Daher sucht IBM bewusst nach Wegen, um informelles sowie selbstgesteuertes Lernen und Entwicklung zu fördern.

Das Unternehmen ist auf drei strategische Treiber ausgerichtet, nämlich Umsatzsteigerung, Kostensenkung und Steigerung des Mitarbeitendenengagements (IBM, 2021,

¹⁴ Diese Angabe war zum Zeitpunkt der Untersuchung korrekt. Seitdem wurde ein Teil von IBM in Kyndryl ausgegliedert, wodurch sich die Zahl der IBM-Mitarbeitenden nach Angaben des CLO (Information per E-Mail am 18. Mai 2022) auf 260.000+ verringert hat.

S. 5). Aus diesen übergreifenden Zielen leitet IBM Corporate Learning folgende Wirkungskette ab, die die Bedeutung von HRD begründet: zuerst kommt das Lernen, daraus entstehen Fähigkeiten, daraus entstehen Verhaltensänderungen und daraus entsteht Leistung (A1_15:10; A1_15:12). Diese Kausalkette wurde von 7 IBM (2017b) wie folgt beschrieben: „Es geht nicht nur darum, den Mitarbeitenden zu helfen, sich zu engagieren und Spitzenleistungen zu erbringen, sondern auch darum, das Erlebnis erstklassig und angenehm zu gestalten. Kompetentere Mitarbeitende kommen besser mit den Kunden in Kontakt und sind auch innerhalb ihres Unternehmens besser vernetzt, und das schafft Erfolg für alle“ (eigene Übersetzung; S. 5). Interviewpartner A1 ergänzte diese Erklärung um den Aspekt der sozialen Auswirkungen wie folgt: „Der letzte Punkt ist vielleicht etwas esoterischer, aber wir wollen, dass alles, was wir tun, einen Wert für die Gesellschaft hat [...] Wir hoffen also, dass die IBMer [Menschen, die bei IBM arbeiten], die Kunden der IBM Corporation und schliesslich die Gesellschaft von dem profitieren, was wir tun. Und das fängt schon beim Lernen an“ (A1_15:16).

Im nächsten Abschnitt erfolgt eine Beschreibung der IBM Your Learning Plattform.

8.3.6 Beschreibung der KI-basierten Lösung

Dieser Abschnitt beschreibt die KI-basierte Lösung, die in dieser Fallstudie untersucht wurde. Es werden die wichtigsten Funktionen von IBM Your Learning, ein Überblick über ein typisches Lern-/Nutzererlebnis, die technischen Komponenten/Leittechnologien im Zusammenhang mit KI, die erforderlichen Daten und ein kurzer Überblick über die wesentlichen Entwicklungsschritte der Lösung seit ihrer Einführung im Jahr 2016 vorgestellt. Aufgrund der Vertraulichkeit einiger Daten und Algorithmen und der Tatsache, dass sich diese Untersuchung eher auf nicht-technische Merkmale konzentriert, werden solche Aspekte nur oberflächlich beschrieben.

Die Beschreibung von Your Learning soll der Leserschaft helfen, die Funktionalitäten der Lösung zu verstehen. Dieses Verständnis ist eine wesentliche Voraussetzung dafür, dass die nachfolgenden Analysen zur erfolgreichen Einführung einer KI-basierten LXP und die Implikationen für die Rolle der Personalentwicklung interpretiert und in den Kontext eingebettet werden können.

Die folgende Aussage gibt einen ersten Eindruck von der Grössenordnung, in der Your Learning eingesetzt wird (die Zahlen stammen aus dem Jahr 2017): „IBMs Your Learning verwaltet etwa 400.000 Lernende pro Monat. Jeden Tag werden 30.000 bis 100.000 Nutzertransaktionen aus mehr als 30 vertrauenswürdigen Lernquellen verarbeitet. Drei Viertel unserer Lernabschlüsse kommen von ausserhalb des traditionellen

Lernmanagementsystems. Unsere informellen Komponenten wie IBM Connections (Wikis, Communities, Blogs), Videowiederholungen und das virtuelle Veranstaltungssystem werden immer stärker genutzt.“ (eigene Übersetzung; IBM, 2017b, S. 4)

Wichtigste Funktionalitäten

Your Learning entspricht einem Ökosystem, das Mitarbeitende, Stakeholder, Inhalte, Services und Anbieter über eine zentrale digitale Plattform verbindet, um unterschiedliche Rollen und Bedürfnisse zu bedienen (IBM, 2017a, S. 12). Hier werden Lernende/IBMer in den Mittelpunkt der Transaktion gestellt – sie haben eine soziale Verbindung, die Flexibilität, das zu nehmen, was sie benötigen, und den Antrieb, eigene Karriereentscheidungen voranzutreiben. Die Hauptfunktionalitäten von Your Learning werden im Folgenden in der Tabelle 41 beschrieben. Die Übersicht enthält auch Funktionen von IBM Your Career und Your Guide, die eng mit Your Learning verknüpft sind. Die Sterne in der Tabelle zeigen an, welche der Funktionalitäten KI-basiert sind.

Tabelle 41: Hauptfunktionalitäten von IBM Your Learning

(eigene Darstellung in Anlehnung an IBM, 2017a, 2, 9-13; IBM, 2017b, 2-3, 6; IBM, 2020, S. 20; IBM, 2021, 27, 33)

Generelle Beschreibung	– Eine intuitive und direkte Schnittstelle zur Vielzahl der verfügbaren Lern- und Entwicklungsoptionen – Eine einzige Anlaufstelle/zentraler Ort/Aggregator/wirkt wie ein Schaufenster - liefert alle Teile des Ökosystems – Cloud-basierte Lösung mit verschiedenen IBM Watson-Anwendungen (die Beschreibung der IBM Watson-Anwendungen folgt später in dieser Fallstudie) – 24/7-Schnittstelle, die schnell und flexibel auf sich ändernde technische und geschäftliche Anforderungen reagiert
Zugang	– Zugänglich mit Smartphones, Tablets und anderen digitalen Geräten
Inhalt, Ressourcen, Dienstleistungen	– *Organisiert eine Vielzahl von Inhalten, um den Lernenden das Entdecken von passenden Angeboten zu erleichtern – Interne und externe, kostenpflichtige und kostenlose, digitale und persönliche, formelle, informelle und soziale Lernmöglichkeiten aller Art, einschliesslich Micro-Learnings, Videos, Webinare, Präsenzs Schulungen, Artikel, Podcasts, interne Experten, Communities, befristete und langfristige Jobrotationen, Projektzusammenarbeit und andere reichhaltige Inhalte, Coaching- und Mentoring-Möglichkeiten – Hält eine Vielzahl von Inhalten bereit; alles kann mit einer URL verknüpft werden - sogar Menschen – Konnektivität zu einer Vielzahl von internen und externen Angeboten, Diensten und Anbietern, einschliesslich Diensten wie Classroom Central (Klassenzimmer-Management-Tool) oder externen Anbietern wie Coursera, Harvard Business Review oder edX, dem internen HR-System und vielen mehr
Funktionen für Lernende	– *Gezieltes Suchen, Browsen, Speichern und Verwalten für die Entwicklung neuer Fähigkeiten am Arbeitsplatz – Abrufen, Suchen, Speichern, Verwalten, Beitragen und Abschliessen von Aktivitäten, um neue Fähigkeiten am Arbeitsplatz zu entwickeln

	– *Suche nach Lernmöglichkeiten aus vertrauenswürdigen Quellen, um Fähigkeiten und Wissen zu erweitern – *Erweiterte Suche/Erkundung aller Berufsrollen und Fähigkeiten – *Empfehlungen: Watson lernt exponentiell immer mehr über die Nutzenden und gibt mit der Zeit immer genauere Empfehlungen, die zur aktuellen Rolle, dem Wissensstand, der Erfahrung und eigenen Interessen passen. Watson findet und schlägt nicht nur Lerninhalte vor, sondern auch Jobangebote, die auf den einzelnen IBMer/die einzelne IBMerin zugeschnitten sind. – *Eine personalisierte Lernumgebung für jeden Mitarbeitenden, einschliesslich eines eigenen Lernplans und massgeschneiderter Lernkanäle – Soziales Netzwerk unter IBM-Mitarbeitenden für das Engagement, den Austausch und die Bewertung von Lernmöglichkeiten – Karriere-Fahrpläne – Eigene Inhalte hochladen – *Nutzung von Watson Chat für Fragen und Feedback – *Zugang zu Coaches und Mentor*innen – *Engagement als Coach und Mentor*in für andere – Bewertungen von anderen IBMern ansehen und Bewertungen durchführen – Abzeichen erhalten
Funktionen für L&D und Entwickler*innen von Your Learning	– *Berichterstattung und Lernanalysen, die das Nutzungsverhalten mit der Verbesserung der Fähigkeiten und den Auswirkungen auf das Unternehmen verknüpfen - Erfassung von Daten über den gesamten Lernprozess, z. B. wer die Website besucht, wann sie besucht wird, wie lange sie besucht wird, welchen Weg genommen wird und welche Erfolge erzielt werden. – *Metriken können über Watson (siehe Kapitel 'Wichtigste technische Komponenten') eingesetzt werden, um das Engagement zu erhöhen, indem den Besuchern Lernvorschläge auf der Grundlage der Lernpfade anderer Teilnehmenden gemacht werden. – *Kuratierte Lernangebote und Design-Kanäle (kritische Themen werden manuell bearbeitet, der Grossteil mithilfe von KI-Algorithmen) – *Lernangebote-Tagging – *Erstellung von Lernplänen für bestimmte Kompetenzen und Rollen – *Auswertung von Feedback und Fragen, wiederum mit Hilfe von Watson – Erhebungen/Umfragen

Zwei zentrale KI-basierte Funktionalitäten sind Empfehlungen und Skills Inference, die im Folgenden näher beschrieben werden:

Empfehlungen: „Empfehlungen sind das Herzstück der KI in YL. Empfehlungen sind Vorhersagen von Lernaktivitäten, an denen Nutzende besonders interessiert sein könnten, basierend auf dem, was Your Learning über sie weiss, zum Beispiel über Beobachtungen des Verhaltens der Nutzenden“ (eigene Übersetzung; IBM, 2020, S. 5). Tabelle 42 bietet einen Überblick über die verschiedenen Arten von Empfehlungen, die derzeit in Your Learning verwendet werden:

Tabelle 42: Überblick über die Empfehlungen in IBM Your Learning
(eigene Darstellung in Anlehnung an IBM, 2020, S. 14–20)

Geschäftliches Problem	Lösung	Arten von Empfehlungen	Beispiele für Datenpunkte
Der Aktivitätenkatalog von IBM enthält mehr als 200.000 aktive Einträge. Für Benutzende kann es schwierig sein, die für sie relevanten Einträge im Katalog zu finden.	Persönliche Empfehlungen: Verwendung verschiedener KI-Techniken, um demografische Daten, Profile und Konsumverhalten der Nutzenden zu untersuchen, den Artikelkatalog zu prüfen und personalisierte Aktivitätsempfehlungen zu erstellen.	Topics/Areas of Interest Recommendations	Definiert von YL Business Operations
		Demographic Group Recommendations	Job-Rolle, Job-Kategorie und Fähigkeiten der Job-Rolle
		Expertise Node Recommendations	Kompetenz-Taxonomie
		Related Items Recommendations	Nutzende, die das betrachtete Element abgeschlossen haben, haben auch ein anderes Element abgeschlossen
		Personalized Badge Recommendations	Badge-Katalog und Benutzereinstellungen
		Topic Tag Activity Recommendations	Die Popularität von Artikeln innerhalb einer Themengruppe

Hinter den Empfehlungen stehen verschiedene Zusammensetzungen von KI-Algorithmen, und „es gibt keine 'one size fits all' Recommendation Engine“ (IBM, 2020, S. 14). Die Informationen über einen Mitarbeitenden in seinem/ihrer Profil sind für die Empfehlungen und die Personalisierung entscheidend. Die zweite KI-basierte Funktionalität von Your Learning und seinem Ökosystem ist die Skills Inference, die von IBM (2021) wie folgt beschrieben wird:

Skills Inference: „Mit Skills Inference aktualisieren KI-Algorithmen regelmässig das Kompetenzprofil eines Mitarbeitenden, indem sie Informationen aus verschiedenen Quellen wie Lebensläufen, Leistungsbewertungen und Feedback der letzten Jahre (Manager, Peer Review, Projektbewertungen), Social-Media-Profilen [und] abgeschlossenen Lernprozessen ableiten“ (S. 20).

Fähigkeiten und Expertentaxonomien sind neben den Daten die wesentlichen Säulen des Systems. Nach der Logik von IBM sind Fähigkeiten/Skills, Leistungsniveau, Kompetenz und Stellenprofil wie folgt definiert (IBM, 2021, S. 24):

- Skill = Ein Verhalten, eine Aktivität oder ein Wissen wird mit einem Skillnamen und einer Skillbeschreibung beschrieben;
- Leistungsniveau = Basic, Working, Extensive, or Expert;
- Kompetenz = Skill zusammen mit dem Leistungsniveau (Basic, Working, Extensive, or Expert);
- Stellenprofil = Ein Stellenprofil besteht idealerweise aus 12-15 Kompetenzen.

Die KI-Algorithmen arbeiten nach dieser Logik, und solche Taxonomien sind für eine funktionale KI-basierte LXP von grosser Bedeutung. Der Skills Inference Prozess wird in Abbildung 49 präsentiert.

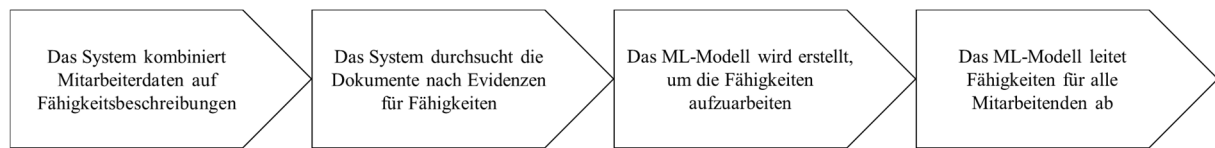


Abbildung 49: Inferenz von Fähigkeiten in IBM Your Learning
(eigene Darstellung in Anlehnung an Marten, 2021, S. 297)

IBM entwickelt seine HR- und HRD-Lösungen kontinuierlich weiter, wie es bei Cloud-basierten Systemen üblich ist. Die ursprüngliche Version von Your Learning unterschied sich deutlich von der heutigen. Während es als einzelnes System gestartet wurde, das sich auf das Auffinden relevanter Lerninhalte konzentrierte, wenig vernetzt war und über einfache Funktionen verfügte, wurden in den letzten Jahren verschiedene andere Systeme und zusätzliche Funktionalitäten hinzugefügt. Your Learning war von Anfang an mit dem Human Resource Information System (HRIS) von IBM verbunden, um Primärdaten zu erhalten. In den letzten Jahren wurden weitere, eng miteinander verbundene Systeme entwickelt, um die Erfahrungen der Mitarbeitenden zu optimieren, nämlich Your Career, Your Guide und Checkpoint. Sie werden auf den nächsten Seiten kurz vorgestellt. Während Your Learning lange Zeit als Einstiegspunkt für Nutzer in das Lernökosystem diente, wird diese Rolle nun von Your Career übernommen (wird gleich im Anschluss erläutert). Das Ziel ist es, eine nahtlose Benutzererfahrung zu gewährleisten. Trotzdem können nach wie vor alle Systeme einzeln aufgerufen werden.

Your Career: Your Career ist der zentrale Einstiegspunkt für die persönliche Entwicklung eines jeden IBM Mitarbeitenden und umfasst die folgenden drei Hauptbereiche gemäss Marten (2021, S. 295–296):

1. Meine Skills und Fähigkeiten: Die Skills/Fähigkeiten des Mitarbeitenden, einschliesslich des Leistungsniveaus und der Lücke zwischen Ist- und Soll-Zustand;
2. Meine Rollen: Die Rollen der Mitarbeitenden bei IBM zeigen die Bandbreite ihrer Aufgaben;
3. Mein Entwicklungspfad: Die Möglichkeit, die nächsten Entwicklungsschritte auf der Grundlage der Punkte 1 und 2 zu planen, wodurch die Erkundung neuer Rollen ermöglicht wird.

Your Career kombiniert KI-basierte Vorschläge (Skills Inference), Selbsteinschätzungen und Managementbewertungen. Es gibt verschiedene Möglichkeiten für den Einzelnen, das eigene Profil zu optimieren und genauere Empfehlungen zu erhalten. Ein*e

Mitarbeiter*in kann sehen, wie das System seine individuellen Fähigkeiten auf Basis der gesammelten Daten aktuell einschätzt. Stimmt eine Bewertung durch den Algorithmus nicht mit den eigenen Einschätzungen überein, kann dies manuell angepasst werden. Es ist auch möglich, zusätzliche Informationen hinzuzufügen. Je nach Kenntnisstand gibt Your Learning Empfehlungen, wie das folgende Zitat von Interviewpartnerin A4 verdeutlicht: „Wenn es eine solche Lücke gibt, gibt es immer automatisch generierte Empfehlungen. Welche Ausbildung würde mir helfen, diese Lücke zu schliessen? Und dann geht der Link direkt in Your Learning. Das heisst, ich kann diese Weiterbildung in meinen Lernplan aufnehmen. Ich kann auch direkt damit beginnen und die Zertifizierung machen“ (A4_14:16). Zusammenfassend lässt sich sagen, dass Your Career ein System zur persönlichen Reflexion über den Ist- und Soll-Zustand ist, während Your Learning Möglichkeiten zum Schliessen von Lücken bietet.

Your Guide: Your Guide, das 2021 eingeführt wurde, ist ebenfalls mit Your Learning verknüpft. Eine Befragte beschrieb Your Guide wie folgt: „Mit Your Guide kann ich nach einem Coach oder Mentor von IBM für IBMer suchen, basierend auf bestimmten Fähigkeiten, auf einer Jobrolle, auf dem Lernen, das ich machen möchte. Ich kann von jemandem lernen, der bereits Erfahrung mit einer Sache hat. Daran kann ich anknüpfen und eine Coaching-Beziehung aufbauen“ (A4_14:10). Das System zeigt an, wer eine Ausbildung zum Coach bei IBM absolviert hat und damit ein entsprechendes Gütesiegel besitzt. Coach-Ausbildungen können auch direkt über Your Learning gebucht werden.

Checkpoint: Checkpoint ist das Zielsetzungsinstrument von IBM und setzt auf die Eigenverantwortung der Mitarbeitenden, die sich ihre Ziele selbst setzen. „Mit Checkpoint setze ich mir pro Quartal eigene Ziele. Ich sage zum Beispiel, mit diesem Ziel unterstütze ich die Strategie von IBM, ich unterstütze unser Wachstum, aber vor allem mein Wachstum“ (A4_14:16). Im Gegenzug kann von anderen IBMern ein Feedback zu den gesetzten Zielen eingeholt werden.

Alle genannten Systeme interagieren im Hintergrund und sind eng miteinander verbunden, wobei ein reger Datenaustausch stattfindet. Der Algorithmus analysiert z. B. das Feedback in Checkpoint und verknüpft es mit Your Learning und Your Guide. Diese Verknüpfung der Systeme führt zu attraktiveren Optionen und einem nahtlosen Erlebnis für die Mitarbeitenden (A4_14:16). Weitere KI-basierte Lösungen für die Personalentwicklung sind in der Entwicklung oder bereits im Einsatz. Darunter befindet sich ein

Watson-basierter Chatbot und eine Your Learning Boost App (A3_6:55), weitere sind in Planung (A1_15:10).¹⁵

Zusammenfassend lässt sich sagen, dass der Grundgedanke von Your Learning längst dem Talent Marketplace Gedanken gewichen ist und sich immer mehr zu einem umfassenden Ökosystem entwickelt (IBM, 2017a, S. 12). Eine Interviewpartnerin fasst diesen Wandel wie folgt zusammen: „Skills als neue Währung. Das ist in die gesamte Lernerfahrung eingebettet. Wir sind von einem LMS zu einer LXP übergegangen, und jetzt sprechen wir eher von einer TXP, einer Talent Experience Plattform. Denn es geht nicht nur um die Erfahrung und das Lernen, sondern auch um die Qualifizierung, die interne Mobilität, die Leistung und so weiter“ (A2_5:9).

Nutzungserlebnis

Bei IBM entwickelte sich Your Learning schnell in Richtung Learning Experience: „Am Anfang haben wir gesagt, das ist ein System oder ein Tool. Jetzt bezeichnen wir es zunehmend als Erlebnisplattform“ (A3_6:10). Wie der Name Your Learning schon andeutet, steht das Lernerlebnis und damit der Mensch im Mittelpunkt. IBM (2020) hat eine Nutzer-Anforderung formuliert:

„Was mir wirklich helfen würde, denkt sie sich, wäre ein 'Ort', der weiss, wer ich bin, was ich brauche, und der mir das Lernen für die neuen Fähigkeiten empfehlen kann, die ich brauche, damit ich am Arbeitsplatz relevant bleibe“ (eigene Übersetzung; S. 2).

Die folgende Visualisierung zeigt ein Your Learning Nutzungserlebnis eines Mitarbeitenden. Die Beschreibung fusst auf IBM (2021, S. 7).

¹⁵ Aufgrund des verfügbaren Datenmaterials und aus Gründen der Forschungsökonomie werden diese beiden und weitere Funktionalitäten nicht näher beschrieben und auch Themen wie das Performance Management nicht vertieft behandelt. Das Hauptaugenmerk liegt auf dem Your Learning LXP.

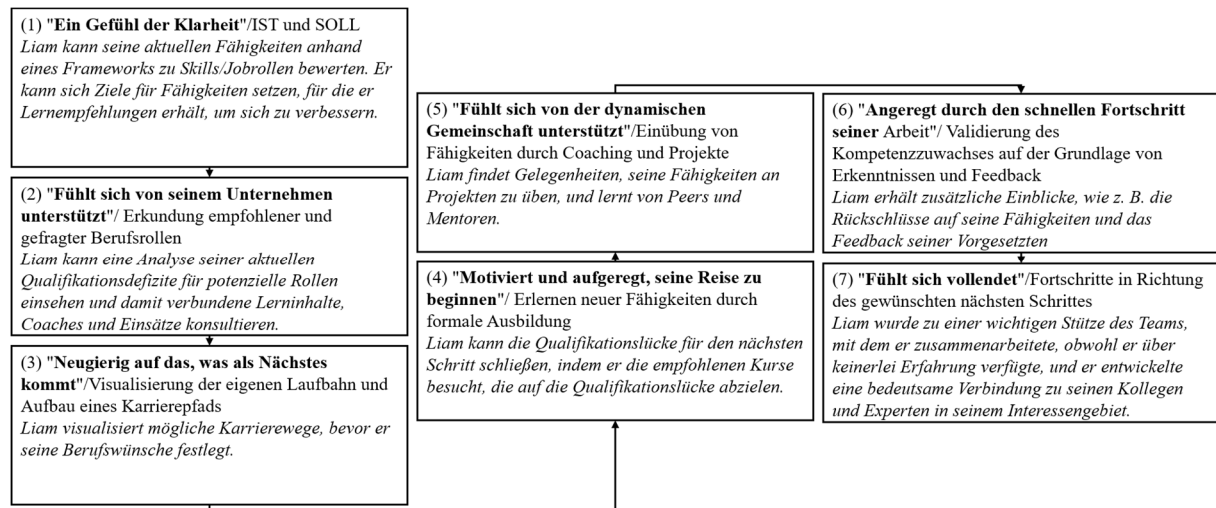


Abbildung 50: Nutzungserlebnis mit Your Learning
(eigene Darstellung in Anlehnung an IBM, 2021, S. 7)

Diese Mitarbeitendenerfahrung lässt sich wie folgt zusammenfassen: (1) Bewertung der aktuellen Fähigkeiten, (2) Planung der eigenen Karriere, (3) Entwicklung und Einübung der Fähigkeiten und (4) Wechsel in die nächste Rolle (IBM, 2021, S. 7). „Eine Lernreise kann von der Suche nach einer Antwort über die Verbesserung von Fähigkeiten bis hin zum Wechsel in eine neue Rolle reichen“ (eigene Übersetzung; IBM, 2017b, S. 6). Die Sicht des Nutzers auf Your Learning ändert sich mit seinen Interessen, die sich weiterentwickeln und auf die sich das System immer besser einstellt (IBM, 2017a, S. 22). Interviewpartnerin A3 fügte die folgenden Informationen hinzu:

„Die Leute, die es entwickelt haben, bezeichnen es immer als eine Netflix-Sache. Und das ist wahr, denn sobald man die Plattform betritt, ist sie personalisiert und basiert auf der eigenen Suche nach Dingen. Man erhält viele Daten über sich selbst. Wenn man in das System einsteigt, hat man das Gefühl, dass es einen gut kennt. Toll. Und dann füttert es mich mit persönlichen Informationen und Empfehlungen“ (A3_6:10).

Um die verschiedenen Funktionen von Your Learning zu erreichen, wird eine Mischung aus verschiedenen Technologien eingesetzt, insbesondere verschiedene Arten des maschinellen Lernens (ML).

Wichtigste technische Komponenten

Die wichtigsten technischen Komponenten von Your Learning lassen sich gemäß IBM (2017a, S. 7) und Marten (2021, S. 284) in die folgenden zwei Kategorien unterteilen:

1. Watson Cognitive Computing (Watson Tag Advisor, Smarter Recommendations, Amplify, Watson Analytics und Watson Conversation Services)
2. Offene Cloud-Plattform und API-Architektur

1. Watson Cognitive Computing

„Watson cognitive computing is the power behind Your Learning“ (IBM, 2017a, S. 15).

IBM Watson wird beschrieben als „IBMs Portfolio an business-ready Werkzeugen, Anwendungen und Lösungen, die entwickelt wurden, um die Kosten und Hürden für die Einführung von KI zu reduzieren und gleichzeitig die Ergebnisse und den verantwortungsvollen Einsatz von KI zu optimieren“. (eigene Übersetzung; IBM, 2021)

Die drei Hauptfunktionen von Watson sind Verstehen, Begründen und Lernen, von denen Marten (2021) die folgenden Beschreibungen liefert:

- „*Verstehen*: also Daten auswerten und die Informationen auf Basis von ‘deep learning’ oder anderer Methoden der Künstlichen Intelligenz auswerten. Dabei werden vornehmlich Muster erkannt und Schlüsselwörter genutzt
- *Begründen*: hier werden auf Basis der ausgewerteten Daten Schlüsse gezogen, also Hypothesen aufgestellt und daraus Vorschläge für nächste Schritte oder Ergebnisse abgeleitet
- *Lernen*: auf Basis von Rückmeldungen an das System über die Güte der gemachten Vorschläge und des Nutzerverhaltens, wie zum Beispiel Suchhistorien oder Art der genutzten Lerninhalte nach Format, Zeiten und anderen Parametern“ (S. 285).

IBM (2017a, S. 8) beschreibt, wie das kognitive Rechnen von Watson grundsätzlich funktioniert. Zunächst sammelt es Informationen und reagiert auf sie. Dann baut es ein Verständnis dafür auf, wie etwas aussieht - und wird immer besser darin, zu bestimmen, was unstrukturierte Daten bedeuten, wenn man den gesamten Kontext verbindet. Mit der Zeit kann das kognitive Computing immer komplexere Aufgaben bewältigen. IBM setzt Watson ein, um die menschliche Sprache zu verstehen und Fragen auf die gleiche Weise zu bearbeiten, wie Menschen denken, und Watson kann in kürzester Zeit riesige Datenmengen verarbeiten, um die Bedürfnisse eines menschlichen Benutzers zu erfüllen. Das Wichtigste ist jedoch, dass Watson aus jeder Interaktion lernt und seine Leistung und seinen Nutzen für die Nutzer mit der Zeit verbessert (IBM, 2017a, S. 8).

Die folgenden vier Anwendungen von Watson werden in Your Learning ausdrücklich verwendet:

Watson Tag Advisor: „Watson Tag Advisor nutzt den Watson Natural Language Classifier, um Inhalte zu verschlagworten - das macht ihn äusserst effizient bei der Erstellung von maschinenbasierten Empfehlungen und der Unterstützung von Nutzern, wenn sie nach einem Thema suchen. Watson kann lernen, Lernaktivitäten zu einem Thema zu

klassifizieren. Nehmen wir zum Beispiel ein Thema wie 'Projektmanagement' - Watson Tag Advisor lernt mit der Zeit zu erkennen, ob es sich bei den Lernaktivitäten um Projektmanagement handelt, ja oder nein. Watson Tag Advisor kann entweder (anstelle eines SME) automatisch eine Kennzeichnung vornehmen - ODER - er kann eine sehr hohe Empfehlung aussprechen, da er das Thema Projektmanagement kennzeichnet.“ (eigene Übersetzung; IBM, 2017a, S. 17). Auf der Website von Your Learning (2021b) ist zu lesen, dass Your Learning derzeit 40 verschiedene Quellen für Lerninhalte und über 80.000 Lernaktivitäten verwaltet.

Amplify: „Amplify ist ein Service zum Kuratieren und zur Kategorisierung von Kommentaren, die von Lernenden eingesendet werden. Amplify verwendet den Watson Natural Language Classifier, um die Kommentare zu verstehen, sie zu klassifizieren und Massnahmen zu ergreifen (Markierung basierend auf der Kategorie). Wenn Grace [eine Nutzerin] während ihres Lernmoduls auf einen defekten Link stösst, kann sie über ihren Chatbot schnell ein Feedback senden, damit der Fehler umgehend behoben wird. Ein CLO kann durch die von Watson bereitgestellte Sentimentanalyse Einblicke in die Lernrelevanz gewinnen.“ (IBM, 2017a, S. 19). Nach Angaben der IBM Your Learning Website (2021b) werden wöchentlich Tausende von Feedback-Komentaren eingegeben und ausgewertet. „Watson wurde darauf trainiert, alle Rückmeldungen zu analysieren und Themen und Stimmungen schnell zu klassifizieren, damit Kuratoren und Support-Teams umgehend auf die dringendsten Fragen reagieren können.“ (eigene Übersetzung; IBM Your Learning Website, 2021b)

Watson Analytics: „Watson Analytics ist ein nahtloser Weg, um Muster, Korrelationen, Bedeutung und Erkenntnisse zu entdecken. Dies ist eine leistungsstarke Möglichkeit, Daten zu analysieren und dann eine visuelle Darstellung anzuzeigen, egal ob die Daten gross und komplex oder klein und einfach sind. Watson Analytics kann Daten auf der Grundlage einer Hypothese oder Frage auswerten. So könnte ein Unternehmen beispielsweise wissen wollen, ob eine Qualifikationslücke aufgrund einer Lernanforderung geschlossen wurde. Die Frage könnte lauten: 'Wie viele Mitarbeitende erreichen bei der Bewertung am Ende eines Kurses eine Punktzahl von 80 % oder mehr?' Watson Analytics kann in kürzester Zeit Daten auswerten und Ihnen eine visuelle Darstellung der Ergebnisse präsentieren.“ (eigene Übersetzung; IBM, 2017a, S. 20)

Watson Conversation Services: Gemäss IBM Your Learning Website (2021b) sind die Watson Conversation Services nicht kommerziell verfügbar, werden aber intern bei IBM genutzt. IBM (2017a) beschreibt sie wie folgt: „Watson Conversation Services nutzt Watson Conversation als Chatbot, um Fragen von IBM-Mitarbeitenden zu unserem Tool für die Veranstaltungsplanung zu beantworten. Dieser Chatbot hat die Anzahl

der Fragen, die früher von Menschen beantwortet wurden, um 90 % reduziert - und liefert sofortige Antworten rund um die Uhr. Wenn Grace [eine Benutzerin] eine Frage zum Hinzufügen von Fachexperten als Redner für eine Veranstaltung hat, tippt sie ihre Frage in Watson ein, und innerhalb von Sekunden ist sie in der Lage, ihre Aufgabe zu erledigen [...]“ (eigene Übersetzung; S. 21).

Neben den verschiedenen KI-basierten Watson-Anwendungen sind die Cloud-Technologien und die offene API-Architektur weitere Merkmale von Your Learning.

2. offene Cloud-Plattform und API-Architektur

Abbildung 51 stellt zentrale Aussagen zu den technischen Grundlagen sowie den daraus resultierenden Vorteilen für das Unternehmen dar.

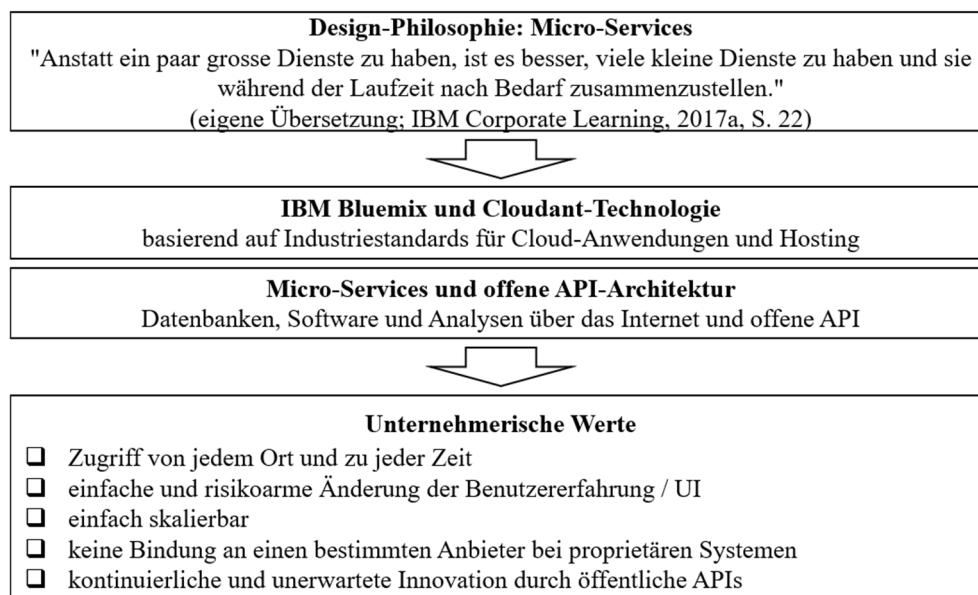


Abbildung 51: Offene Cloud-Plattform und API-Architektur bei IBM
(eigene Darstellung in Anlehnung an IBM, 2017a, 9, 14, 22; IBM, 2017b, S. 3)

Darüber hinaus sind verschiedene Arten des maschinellen Lernens im Einsatz, wie sie von IBM (2020) beschrieben werden:

„Hinter den Kulissen nutzt Your Learning AI ein Ensemble an Modellen sowie unüberwachte und überwachte Lerntechniken, um seine Genauigkeitsstufen zu erreichen. Nachdem die Trainingsdaten gesammelt und zusammengestellt wurden, werden diese Daten verwendet, um Modelle des maschinellen Lernens (ML) zu trainieren, darunter recurrent neural networks (RNN), Bayesian Classifiers, word2vec, Latent Semantic Analysis (LSA) und DBSCAN clustering. Zusätzlich nutzt IBM Watson Services wie Natural Language Understanding und Natural Language Classifier.“ (eigene Übersetzung; S. 5)

Für den Betrieb der Technologien und Anwendungen sind verschiedene Daten erforderlich.

Daten in IBM Your Learning

In IBM Your Learning werden verschiedenste Daten für verschiedenste Funktionen genutzt. Es werden strukturierte und unstrukturierte Daten, wie z.B. natürliche Sprache, verwendet (IBM, 2017b, S. 2). Your Learning verwendet historische und aktuelle Daten (Marten, 2021, S. 284) und benötigt Trainingsdaten. Die verschiedenen Datenquellen lassen sich weiter in interne und externe Daten kategorisieren, die im Folgenden beschrieben werden:

Interne Daten: Your Learning nutzt verschiedene Datenquellen und -typen, wie z. B. Stellenfunktion(en), Arbeitsort, Betriebszugehörigkeit, Einstellungsdatum und andere Daten aus dem HRIS (IBM, 2020, S. 7). Die Daten aus dem HRIS sind manchmal sensibel. In solchen Fällen verwendet ein Algorithmus die Daten in einer aggregierten und anonymisierten Form, um zu Erkenntnissen zu gelangen. Diese Daten werden zum Beispiel als Informationsquelle für Empfehlungen genutzt. Solche Daten dürfen nicht 1:1 auf eine Person zurückgeführt werden und sind nicht allgemein zugänglich. Hier müssen die notwendigen Vorkehrungen bezüglich der allgemeinen Datenschutzverordnung (GDPR) und anderer Vorschriften getroffen werden (A4_14:42).

Weitere Quellen, die in Your Career ausgewertet werden und somit direkt oder indirekt in Your Learning einfließen, sind das interne Bewerbungssystem, die Lebenslaufdatenbank, die Expertentaxonomie, der Marktplatz für Projektaufgaben, die Zielsetzungsanwendung, die Jobrollendatenbank, die Digital Badges, das Projektmanagementsystem, Workday, die Karriereberatung, die Datenbank für Mitarbeitendengespräche (einschliesslich Leistungsbeurteilungen und Feedback), soziale Plattformen und andere Beiträge in Form von z.B. selbst erstellten Inhalten (IBM, 2021, S. 21; Marten, 2021, S. 296). Der Lebenslauf ist eine wichtige Quelle für Empfehlungen, was eine Interviewpartnerin wie folgt ausdrückte: „Jeder Mitarbeiter sollte einen Lebenslauf im System haben. Wenn Projekte besetzt werden, kann man sie anonym nach Fähigkeiten sortieren. Das hilft dabei, neue Projektaufträge zu bekommen“ (A4_14:44). Andere Datenquellen können direkt in Your Learning generiert werden, darunter verschiedene Nutzungsdaten, wie abgeschlossene Module, gewählte Themen oder die auf der Plattform verbrachte Zeit. „Wenn wir verfolgen, wer was wie häufig nutzt, können wir das Engagement, die Autonomie der Lernenden und - durch Feedback - ihre Reaktion und ihren Beitrag zur Schaffung einer begeisternden Erfahrung feststellen. Diese Metriken geben

uns Aufschluss über die Kompetenzentwicklung der Mitarbeitenden und die Beschleunigung ihrer Karriere“ (eigene Übersetzung; IBM, 2017b, S. 4).

Ausserdem können die Nutzenden Your Learning individuell anreichern. Es gibt also einen gewissen Standard pro Person. Der Nutzer entscheidet, wie viele zusätzliche persönliche Daten er in das System eingeben möchte: Je mehr eingegeben wird, desto genauer werden die Empfehlungen und andere Funktionen von Your Learning. Darüber hinaus generieren die Algorithmen Vorschläge, wie das Profil des Mitarbeiters geschärft und aktualisiert werden könnte (Skills Inference).

Externe Daten: Externe Daten beziehen sich auf Lernangebote, die von Dritten erstellt und kostenpflichtig oder kostenlos bezogen werden. Diese werden in Your Learning integriert, um einen One-Stop-Shop zu gewährleisten.

Nachdem die KI-basierte Lösung beschrieben wurde, wird im nächsten Abschnitt die Fallanalyse im Hinblick auf die Forschungsfragen vorgestellt.

8.3.7 Fallanalyse

Im Folgenden werden wichtige Aspekte zur Beantwortung der Forschungsfragen analysiert und näher beschrieben.

Zweck und Entscheidungsfindung

Einer Interviewpartnerin zufolge sind die folgenden Herausforderungen zentral für die Personalentwicklung bei IBM: „Wo stehen die Mitarbeitenden heute mit ihren Fähigkeiten? Wo müssen sie morgen sein? Und wie schliesse ich diese Kompetenzlücken? Was muss ich tun, um diese Qualifikationslücken zu schliessen?“ (A2_5:27). IBM (2017b) nannte die folgenden weiteren übergreifenden Ziele in Bezug auf Your Learning: „Erhöhtes Engagement [...], Mitarbeitendenorientierung, -bindung und -leistung“ (eigene Übersetzung; S. 6).

Für die Bewältigung dieser zentralen Herausforderungen waren die damals verfügbaren Ansätze und Systeme - sowohl intern bei IBM als auch auf dem externen Markt - nicht ausreichend. Diese Situation lässt sich auch als Defizite in traditionellen Ansätzen beschreiben, wie verschiedene Quellen belegen (insbesondere Interviews A1 und A2 sowie IBM, 2017b, S. 2). Die Treiber, die zu der Entscheidung führten, ein KI-basiertes LXP einzuführen, werden im Folgenden näher beschrieben.

User Experience: GAP zwischen anderen Unternehmen und Lernen/Nutzererwartungen an ein digitales Lernerlebnis: „Die letzte beste Erfahrung, die jemand hat, wird zur

neuen Erwartung; eine hohe Messlatte für jedes Unternehmen, die es zu erreichen gilt.“ (eigene Übersetzung; IBM, 2017b, S. 6). Die Ergebnisse der Interviews zeigten deutlich, dass solche Erfahrungen, wie im Zitat erwähnt, nicht auf die Welt der Personalentwicklung beschränkt sind, sondern auch Erfahrungen im Privatleben umfassen. Die Grenzen zwischen der Lern-, der Arbeits- und der privaten Welt haben sich in Bezug auf die Erwartungen an die Gestaltung von Benutzererfahrungen vermischt. Es zeigte sich jedoch, dass gute Nutzererfahrungen, die beispielsweise bei Uber oder Amazon auftreten, nicht in gleichem Masse bei Lernmöglichkeiten gegeben sind. „Sie [eine Beispielperson von IBM] 'kauft' keine Kurse, so wie sie Kameras auf Amazon kauft, weil die Benutzererfahrung nicht so toll ist und es immer einen dringenden Termin gibt, der ihre Aufmerksamkeit von dem ablenkt, was ihre wichtigste Aufgabe sein könnte: ihre eigene Karriere zu managen, indem sie versteht, welche Fähigkeiten sie braucht, um relevant zu bleiben, und diese dann erwirbt.“ (eigene Übersetzung; IBM, 2020, S. 2). Während KI-basierte und auf Benutzererfahrungen ausgerichtete Plattformen zur Norm werden, insbesondere in privaten Lebensbereichen, hinkt die Personalentwicklung hinterher: „IBMer organisieren ihre Reisen, ihr Essen oder ihren Einkauf über kognitive Plattformen wie Amazon. Sie sehen sich Plattformen wie Netflix an. Daher war es kontraintuitiv, von ihnen zu verlangen, dass sie das wahrscheinlich Wichtigste, was sie innerhalb von IBM zu tun hatten - das Lernen - auf einer linearen, zweidimensionalen Plattform erledigen sollten“ (A1_15:2). Daher orientierte sich IBM bei der Entwicklung von Your Learning an der Konsumentenwelt (IBM, 2017b, S. 2).

Unterschiedliche Geräte und verschiedene Lernansätze im Einsatz: Bedarf an einem 'Lernbuffet' und 'One-Stop-Shop': Weitere Entwicklungen, die eine neue Herangehensweise an die Personalentwicklung erfordern, sind die immer grösser werdende Auswahl an Zugängen zu Lernthemen und die grosse Vielfalt an Lerninhalten, die über eine Vielzahl von Geräten abgerufen werden können. „Die traditionellen Mittel zur Unterrichtung der Mitarbeitenden - von Klassenzimmern bis hin zu Unternehmensuniversitäten - werden von einem ständig wachsenden, sich ständig verändernden Lernangebot in den Schatten gestellt. Zu jeder Zeit und an jedem Ort können Arbeitnehmende ihre Computer und Smartphones nutzen, um Online-Videos und -Kurse, Webinare, soziale Medien, veröffentlichte Artikel und andere reichhaltige Inhalte zu durchforsten und persönliche Angebote wie Mentorenschaften und Schulungen aufzuspüren.“ (eigene Übersetzung, IBM, 2017b, S. 1). „So kam es, dass in allen Geschäftsbereichen die Leute anfangen, ihr eigenes Ding zu machen und digitale Akademien oder einfach nur interne Seiten zu erstellen, um Inhalte zu hosten, und so weiter. So entstand ein Dschungel, und es wurde ziemlich unübersichtlich“ (A2_5:11). Diese unterschiedlichen und manchmal neuen

Quellen konnten nicht zusammengeführt werden. Eine Herausforderung bestand also darin, einen Weg zu finden, ein zentrales ‘Lernbuffet’ zu schaffen. Die Zusammenführung allein schien jedoch nicht ausreichend zu sein, da die schiere Anzahl der verschiedenen Inhalte zu Zerstreuung und Verwirrung führte. Das System benötigte eine Vorauswahl relevanter Inhalte und eine Orientierungshilfe zu Themen und Fähigkeiten, die für eine Person aktuell und in Zukunft relevant sind.

Kuratieren als Hilfsmittel, um das Lernbuffet gezielt zu nutzen: Interviewpartner A1 betonte die Bedeutung des Kuratierens: „Eine der grossen Herausforderungen, die wir haben, ist das Kuratieren, weil es so viele verschiedene Lernangebote und Lösungen gibt“ (A1_15:16). Eine andere Interviewpartnerin erklärte die Relevanz noch weiter: „Die Verwaltung von Inhalten ist eine Kunst für sich. Und da kommt man wieder auf KI zurück. Sie brauchen KI, um Ihnen zu helfen, denn Sie können das nicht bewältigen, wenn täglich Hunderttausende von neuen Lernaktivitäten aus vertrauenswürdigen Quellen einfließen [...] Wir haben ein Tool namens Watson Amplify, das alle Tags, die positive und negative Stimmung analysiert und scannt und einen Workflow für die Benachrichtigung der Owner automatisiert“ (A2_5:58). Aufgrund der riesigen Menge an Lerninhalten ist eine manuelle Vorauswahl für die Mitarbeitenden durch eine Personalabteilung allein unrealistisch.

Wunsch nach Orientierung: Was könnten die nächsten Schritte für mich sein? Das Ziel ist es, die Mitarbeitenden in die Lage zu versetzen, ihre berufliche Entwicklung selbst in die Hand zu nehmen, wobei der Schwerpunkt auf den Fähigkeiten liegt, die die Mitarbeiter sofort benötigen, sowie auf den Fähigkeiten und Tätigkeiten, die sie für morgen anstreben (IBM, 2020, S. 2). Um dies zu erreichen, ist die Orientierung ein Schlüsselfaktor. Interviewpartner A1 betonte, wie wichtig es ist, den Mitarbeitenden Anleitung und Orientierung zu geben: „Die Leute wollten sehen, welche Aufgaben und Fähigkeiten gefragt sind und was auf sie zukommt, um sich darauf vorzubereiten. Sie können damit beginnen, die erforderlichen Fähigkeiten in sechs, 12 oder 18 Monaten zu entwickeln. Die künstliche Intelligenz spielt dabei insofern eine Rolle, als dass man die Lernangebote auf der ganzen Welt durchsuchen und sich die neu entstehenden Berufe ansehen kann, die es zu besetzen gilt. [...] Wir brauchten also etwas, das es ihnen ermöglicht, nicht nur zu lernen, sondern auch ihr Qualifikationsprofil und ihr Jobprofil anzupassen und sie auf den nächsten Job vorzubereiten“ (A1_15:3). Eine Möglichkeit, ein solches Ziel zu erreichen, wird in der Hyperpersonalisierung gesehen.

Hyperpersonalisierung: Interviewpartner A1 gab weitere Einblicke in die Hyperpersonalisierung als Grund für die Einführung von Your Learning: „Wir wollten, dass diese Erfahrung hyperpersonalisiert ist, unabhängig davon, welcher Demografie man

angehört. Es spielt keine Rolle, ob sie ein Millennial oder ein Babyboomer oder die Generation Z oder Y oder was auch immer sind - sie würden etwas bekommen, das für sie relevant und massgeschneidert ist“ (A1_15:4). Dies bedeutete eine Abkehr vom Prinzip der Einheitsgrösse und die Überzeugung, dass einige wenige bekannte Faktoren zu einer wirklich individualisierten Lernerfahrung führen können. Eine Entscheidung allein auf der Grundlage von Indikatoren wie Alter oder Funktion erschien daher unzureichend.

Die begrenzte Zeit der Mitarbeitenden: Die Zeit der Mitarbeitenden ist begrenzt. Your Learning geht auf dieses Problem ein, indem es z. B. Orientierung schafft, damit die Zeit der Mitarbeitenden möglichst effizient und effektiv genutzt wird (IBM, 2017a, S. 22; IBM, 2020, S. 2).

Zentrale Rolle der Vorgesetzten im L&D-Prozess: Die zentrale Rolle der Führungskräfte im L&D-Prozess wurde von Interviewpartner A1 als einer der wichtigsten, aber auch schwierigsten Gründe beschrieben. Der Befragte beschrieb dieses Thema wie folgt: „Es geht darum, die Denkweise von Managern zu ändern, damit sie nicht mehr als Anbietende von Arbeitsplätzen fungieren, sondern als Ermöglichende von Arbeitsmarktfähigkeit. KI spielt dabei eine grosse Rolle, denn damit Manager*innen dazu in der Lage sind, müssen sie sich voll und ganz für den Fortschritt der Lernenden engagieren“ (A1_15:5).

Im Fall von IBM konnten das bestehende LMS und die traditionellen HRD-Ansätze diese Herausforderungen nicht lösen. Die folgenden zwei Erklärungen zeigen, warum.

Für die Organisation: Fehlender Überblick über Investitionen und Wirkung sowie Bedarf an mehr Transparenz und Einblicken: Die Messung der Auswirkungen im Bereich der Personalentwicklung war schon immer eine besondere Herausforderung. Insbesondere IBM fehlte zum Zeitpunkt der Entscheidung für eine KI-basierte LXP ein Überblick über die Investitionen und den Nutzen, wie eine Interviewpartnerin beschrieb: „Lernen findet überall statt, aber es gibt keine Einblicke in die Art der Investitionen und den Return of Investment oder die Auswirkungen, die das Lernen hat. So viele Leute arbeiteten damals am Lernen, aber das Unternehmen sah nicht wirklich die Auswirkungen der Investitionen aus organisatorischer Sicht. Auch die Anzahl der Investitionen lässt sich nicht gut erkennen, ein Problem, das viele Unternehmen haben“ (A2_5:11).

LMS allein reicht nicht mehr aus: Angesichts dieser Entwicklungen und Anforderungen reichte das bestehende LMS nicht mehr aus, wie zwei Interviewaussagen und eine Dokumentation deutlich machten:

„Das Problem war wirklich, dass wir [...] ein sehr schwerfälliges LMS ohne Benutzeroberfläche verwendeten, das nicht wirklich zum Lernen anregte oder es vorantrieb.

Stattdessen ging es eher darum, die Compliance-Anforderungen und Verwaltungsaufgaben zu erfüllen“ (A2_5:11). „Es war ein zweidimensionaler, linearer Prozess, der die Nutzererfahrung nicht berücksichtigte“ (A1_15:1). IBM (2017b) wies auf weitere Herausforderungen hin: „Traditionelle Lernmanagementsysteme sammeln, kuratieren, liefern, aktualisieren, verfolgen, berichten und verwalten jede Komponente des Lern- und Entwicklungsprogramms einer Organisation. Aber ihre Unzulänglichkeiten sind noch deutlicher geworden, als die Auswahl und die Kanäle für das Lernen aufgeblüht sind [...] Unternehmen brauchen eine Lerntechnologie, die nicht nur die üblichen Angebote abdeckt, sondern auch solche, die sozial, informal und extern sind - sowohl bei den Inhalten als auch bei den Plattformen - und das eigene Entdecken, soziale Interaktion und Personalisierung ermöglichen“ (eigene Übersetzung; S. 2).

Traditionelle Ansätze der Personalentwicklung reichen nicht mehr aus: Die Personalentwicklung wurde den neuen Anforderungen und Herausforderungen nicht gerecht, wie eine Befragte erklärte: „Dazu ist zu sagen, dass die Arbeitsweise der Personalabteilung früher ziemlich linear war. Wir waren daran gewöhnt, Dinge von einer Abteilung oder Praxis zur anderen weiterzugeben und in Silos zu arbeiten, von Prozess zu Prozess. Das ist jetzt überwunden. [...] Und was passiert, wenn man linear arbeitet? Das ist zu langsam für die heutigen Bedürfnisse. [...] Um also viel schneller und agiler arbeiten zu können, muss man seine Arbeitsweise in so vielen verschiedenen Aspekten komplett ändern, weshalb wir zu der Entscheidung gekommen sind, es [Your Learning] selbst zu bauen und zu implementieren“ (A2_5:15).

Ausserdem richtet sich der Blick wieder auf die Aussenwelt. Laut IBM scheint sich ein Plattform-Geschäftsmodell für die Personalentwicklung durchzusetzen:

„[...] in unserer sich ständig verändernden, von Analysen und sozialen Netzwerken geprägten Technologiewelt erleben wir einen seismischen Wandel hin zu einem 'Plattform'-Geschäftsmodell. Plattformen dienen als virtuelle Treffpunkte, an denen Bedürfnisse, Ideen und Inhalte ausgetauscht werden; jeder kann einen Beitrag leisten, jede kann profitieren. Plattformen verankern ein Ökosystem von Produzenten und Konsumenten und stellen Werkzeuge zur Verfügung, mit denen alle miteinander interagieren können, was perfekt zu den heutigen Anforderungen an professionelles Lernen passt.“ (eigene Übersetzung; IBM, 2017b, S. 2)

Die Art und Weise, wie die beschriebenen Herausforderungen gelöst werden, hat sich im Laufe der Jahre weiterentwickelt. Ursprünglich lag der Schwerpunkt auf den Inhalten, wie ein Interviewpartner beschrieb: „Als wir Your Learning ins Leben riefen, dachten wir auch noch darüber nach, wie wir das Lernen besser machen können. Wie können

wir sicherstellen, dass es sich nicht um veraltete Inhalte handelt, sondern um die neuesten und besten, die man bekommt, und dass man nicht danach suchen muss? Weil Sie keine Zeit haben, danach zu suchen, helfen wir, Dinge schneller, besser und schneller zu tun [...] Wenn man heute darüber nachdenkt, was die Erfahrung ist, die wir erreichen wollen, dann geht es viel mehr um die End-to-End-Erfahrung und nicht nur um diesen Teil der Entwicklung. Es geht um die Frage: Okay, woher weiss ich eigentlich, welche Fähigkeiten ich heute habe? Was muss ich eigentlich lernen, und warum sollte ich etwas lernen?“ (A2_5:49/50).

Die Einführung von Your Learning wurde also nicht nur aus Effizienzgründen beschlossen, wie z.B. die zunehmende Digitalisierung und Automatisierung - zu den Motiven gehörten auch Lernkultur und -philosophie, wie z.B. der Wechsel von tayloristischer Personalentwicklung zu Eigenverantwortung. Zusätzlich zu den internen Gründen wurde die Einführung von Your Learning durch das sich verändernde Umfeld hinsichtlich der zunehmenden Bedeutung von L&D, die sich verändernden und hohen UX-Erwartungen und die mangelnde Abdeckung dieser neuen Anforderungen durch bestehende Lösungen vorangetrieben.

Im folgenden Abschnitt wird der Entwicklungs- und Umsetzungsprozess beschrieben.

Entwicklungs- und Umsetzungsprozess

IBM Your Learning ist eine Eigenentwicklung. Der Grund dafür ist simpel: Zum Zeitpunkt des Bedarfs war keine solche Technologie verfügbar (A1_15:7). Der Entwicklungs- und globale Rollout-Prozess von Your Learning ist durch die Anwendung von Design-Thinking-Prinzipien, Offering Management, Rapid Prototyping, Minimum Viable Product (MVP) und anderen agilen Arbeitsweisen gekennzeichnet (IBM, 2017a, S. 7; Marten, 2021, S. 285). Dem Start von Your Learning im Juni 2016 ging eine ein- einhalbjährige Entwicklungszeit voraus (A2_5:13). Ziel der Entwicklungszeit war es, ein MVP zu erstellen, das dann iterativ weiterentwickelt werden konnte. IBM Corporate Learning leitete den MVP-Entwicklungsprozess. Die Idee hinter Your Learning wurde in erster Linie von Gordon Fuller, dem Chief Learning Officer (CLO), vorangetrieben. Zu Beginn gab es weder offizielle Sponsoren des Vorhabens noch ein Budget. Ungefähr sechs Monate vor der Fertigstellung des MVPs startete das Stakeholder-Management. Der Einführungsprozess von Your Learning bei IBM weltweit kann in den Entwicklungsprozess und den Einführungsprozess unterteilt werden, wobei die Übergänge fließend waren. Die folgenden Merkmale kennzeichneten den Entwicklungs- und Einführungsprozess von Your Learning bei IBM:

Multidisziplinäre Teams

Die Entwicklung von Your Learning erfolgte in einem multidisziplinären Team. Die folgenden Kernrollen wurden einbezogen: „Softwareentwickler*innen, IT-Architekt*innen, Spezialist*innen für maschinelles Lernen, Datenwissenschaftler*innen, UX-Spezialist*innen, Befähigung und Executive Sponsors“ (eigene Übersetzung; IBM, 2017a, S. 7). Von Anfang an war das Unternehmen direkt an der Entwicklung beteiligt: „Dort begannen sie mit Design-Thinking-Sitzungen und der Zusammenarbeit mit dem Unternehmen, um zu überlegen, wie wir dieses Problem lösen können. Es war nicht auf dem Markt erhältlich“ (A2_5:13). Das Entwicklungsteam arbeitete in täglichen Stand-ups, agilen Sprints und Iterationen (Marten, 2021, S. 287).

Design Thinking & Offering Management

Marten (2021) beschreibt das Offering Management wie folgt:

„In Technologieunternehmen wird immer häufiger der breit angelegte, kundenzentrische Ansatz des Offering Management genutzt. Ein wesentlicher Unterschied zum klassischen Produktmanagement ist beim Offering Management, dass hier nicht eine Gruppe von Kunden im Vordergrund steht, die ein bestimmtes Produkt kaufen, sondern Kunden, die ein bestimmtes gemeinsames Bedürfnis haben. Somit hat der Offering Manager, neben den klassischen Aufgaben, die ein Produktmanager hat, wie Management des Lebenszyklus eines Produktes, Budgetplanung, Marketing etc., auch die Rolle des Vertreters der Kundenbedürfnisse wahrzunehmen und ihre Umsetzung auf Basis eines detaillierten Geschäftsplanes, quer über die verschiedenen Bereiche des Unternehmens, zu koordinieren. Die Kunden sollen hierbei eine herausragende Ende-zu-Ende-Erfahrung bei der Umsetzung ihrer Anforderungen haben.“ (S. 286)

Der Ansatz des Offering Managements wurde nicht nur während des Entwicklungsprozesses von Your Learning angewandt, sondern auch während des Betriebs umgesetzt. Neben dem Offering Management war Design Thinking wichtig für die Entwicklung von Your Learning. Im Rahmen des Design-Thinking-Prozesses zur Erlangung des MVP für Your Learning wurden Methoden wie visuelles Design, Rapid Prototyping, Personas, Empathy Maps, Nutzerumfragen, Workshops mit über 400 Personen und Marktanalysen eingesetzt (Marten, 2021, 286, 287, 289).

Stakeholder-Management

Mehrere Interviewpartner betonten, wie wichtig es sei, die ausschlaggebenden Entscheidungsträger*innen mit ins Boot zu holen. Gleichzeitig wurde bewusst entschieden, nicht alle Stakeholder und Mitarbeitenden in die Entwicklung und Umsetzung einzubeziehen,

da dies als Wunschdenken und zu langsam angesehen wurde (A2_5:22). Die folgenden Aspekte geben einen Einblick in die Stakeholder-Management-Strategie im Kontext von Your Learning:

- Entscheidende Anzahl und Auswahl der wichtigsten Interessengruppen, die den Unterschied ausmachen (A2_5:36): „Man braucht nur genügend Unterstützung, genügend Zustimmung, um mit der Umsetzung zu beginnen, um die Kunst des Möglichen zu zeigen und die Leute zu begeistern“ (A2_5:22);
- Die Leitung der Personalabteilung war eine wichtige Interessenvertreterin (A1_15:17);
- Unterstützung der Führungskräfte: „Das ist ein Muss, und das geht über die Personalabteilung hinaus. Die Zustimmung der Geschäftsleitung ist entscheidend“ (A2_5:22);
- Beginn mit sogenannten Sponsor-Nutzern: Das Entwicklungsteam arbeitete regelmäßig mit 600 Sponsor-Nutzern, die sich freiwillig beteiligten. Sie waren die ersten, die Zugang zur Plattform erhielten (A1_15:18);
- Frühzeitige Einbindung der Personalabteilung: Ein wesentlicher Teil dieser Gruppe von Nutzern war die Personalabteilung selbst (A4_14:20): „Wir waren Early Adopters und konnten das Tool nutzen, bevor es wirklich global eingeführt wurde“ (A3_6:33).

Kein Big Bang, sondern ein viraler Tanz

Die Befragten A1 und A2 beschrieben den Start von Your Learning eher als einen viralen Tanz denn als einen Big Bang: „Also, wir sind Ende Mai 2016 gestartet. Es gab keinen Big Bang. Es gab keine schrittweise Einführung. Es war global zugänglich, und es gab keine grossartige Kommunikation. Wir taten dies, als wir es aufbauten, weil wir etwa 600 Sponsorennutzer hatten, mit denen wir regelmässig zusammenarbeiteten. Sie waren also die ersten, die Zugang zu der Plattform erhielten. Sie verbreitete sich durch Osmose innerhalb der IBM Corporation. Sie schickten die Links an ihre Freunde. 'Da hast du's. Probier das mal aus.' Sie waren Befürwortende, weil sie uns geholfen hatten, die Plattform zu entwickeln“ (A1_15:18). Das Prinzip, das hier verfolgt wurde, ist die Mund-zu-Mund-Werbung, wie Interviewpartnerin A2 erklärte: „Der Rest wird folgen, und die Leute werden dann sicherlich die Vorteile sehen, und die Leute werden zu dieser Plattform gehen.“ (A2_5:36)

Übergang vom Alten zum Neuen mit relativem Vorteil

Obwohl die Einführung nicht mit einem Big Bang zu vergleichen war und nur zurückhaltend kommuniziert wurde, wurde ab einem bestimmten Zeitpunkt das alte LMS als

Benutzeroberfläche abgeschaltet und Your Learning aufgeschaltet. Einer Interviewpartnerin zufolge verlief dieser Übergang ohne viel Aufhebens: „Sie haben das neue eingeschaltet und das alte ausgeschaltet. Es war ziemlich reibungslos, denn schliesslich waren die Daten ja da. Ich meine, die meisten Daten waren da. Das war schon ein grosser Unterschied zu dem vorherigen System. Es war eine grosse Verbesserung“ (A3_6:36). Der Übergang wurde als reibungslos angesehen, weil das neue System viel besser war als das alte, und daher gab es keine grundlegenden Widerstände. „Gab es einen kritischen Zwischenfall? Jetzt muss ich nachdenken. Ich glaube nicht. Ich denke, es gab die ganz normalen ersten Male, wie z. B. sich zurechtzufinden, und einige Fragen, wie man das System/die Plattform für die Berichterstattung nutzen kann, denn das war alles noch in der Entwicklung. Aber hatte ich einen kritischen Zwischenfall? Nein, ich glaube nicht“ (A3_6:34).

It's a Journey – Start mit MVP und Einführung als eine kontinuierliche Reise

„IBM hat sich in den letzten Jahren sehr, sehr stark für das Minimum Viable Product eingesetzt. Das heisst, die Tools sind noch nicht ganz ausgereift. Aber man implementiert sie bereits“ (A4_14:19). Your Learning begann als ein einziges System (A4_14:44) und wurde dann kontinuierlich und inkrementell weiterentwickelt. Zwischendurch wurden erhebliche Anpassungen der Funktionalitäten vorgenommen, wie z. B. die Integration von Badges oder die Anbindung an neue Systeme. Interviewpartnerin A2 beschrieb den gesamten Prozess als eine Reise: „Es ist eine Reise, und es geht darum, die Punkte zu verbinden. Als wir anfangen, hatten wir also keine digitalen Badges. Das war etwas, das die Talentgruppe gemacht hat. Sie haben diese neue Idee ausprobiert, um zu sehen, ob das interessant wäre“ (A2_5:54). Anpassungen an der Plattform werden spontan vorgenommen, wie die folgenden Zitate zeigen:

„Es ist gewachsen und hat sich vergrössert. Schrittweise und ohne die Zugänglichkeit zu beeinträchtigen usw. Also, ich meine, es ist wie bei jedem anderen Online-Tool, das man hat. Es wird laufend verbessert“ (A3_6:36). Monatliche Anpassungen werden vorgenommen - „[u]nd es sind keine grossen Dinge, es sind nur kleine Dinge, die man plötzlich sieht, wie z. B., dass die Schnittstelle geändert wurde [...] Es ist also viel einfacher, durch diese kleinen, inkrementellen Änderungen zu navigieren, die man erfährt und die nicht allzu viele Erklärungen erfordern“ (A3_6:31). „Und ich muss sagen, dass es sich im Laufe der Zeit deutlich verbessert hat, nicht nur wegen des Feedbacks, das wir ständig messen, wie z. B. die positiven und negativen Empfindungen unserer Lernenden in Bezug auf die Benutzeroberfläche, sondern auch wegen der Daten, die wir analysieren können. Es ist auch die Technologie, die sich verbessert. Wir füttern die

Plattform also ständig mit den neuesten Cloud-Technologien, KI-Technologien und Blockchain, zum Beispiel aus der Perspektive der Anmeldedaten“ (A2_5:13).

Aufgrund der dynamischen Anpassungen des Systems bezeichnete es eine Interviewpartnerin als schwierig, sich daran zu erinnern, wie Your Learning ganz am Anfang funktionierte und wie die Entwicklungsschritte im Einzelnen aussahen (A3_6:36).

Enge Verzahnung von kontinuierlicher Entwicklung und Umsetzung

Your Learning wurde kontinuierlich weiterentwickelt. Diese Kontinuität hat auch zu einer ständigen Einführung und Übernahme geführt. Die beschriebenen Phasen wurden wiederholt durchlaufen. Fünf Jahre nach der Einführung des MVP von Your Learning ist die agile Arbeitsweise beibehalten worden: „Alle drei Wochen gibt es ein Release mit neuen Features und Funktionen, Erweiterungen und so weiter“ (A2_5:14). Neben den häufigen Releases werden wesentliche Änderungen auch als Versionen eingeführt. Darüber hinaus sind die Quellen für Weiterentwicklungen vielfältig und ermöglichen es allen IBM-Mitarbeitenden, Mitentwickler*innen zu werden (A4_14:19). Auf dieses Thema wird im Abschnitt 'Evaluation und normative Beurteilung' eingegangen.

Im nächsten Abschnitt geht es darum, weitere Hinweise auf mögliche Barrieren und Erfolgsfaktoren zu erhalten, die sich auf die Entwicklung, Einführung und erfolgreiche Anwendung von Your Learning bei IBM ausgewirkt haben oder noch auswirken.

Erfolgsfaktoren

Ein Netzwerk aus verschiedenen Faktoren führte Your Learning potenziell zum Erfolg. Tabelle 43 listet alle in dieser Fallstudie identifizierten Faktoren auf. Die verschiedenen Erfolgsfaktoren sind im Hinblick auf den soziotechnischen Rahmen strukturiert. Das Ignorieren oder der unzureichende Umgang mit einem Erfolgsfaktor kann dazu führen, dass der Erfolgsfaktor zu einem Hindernis wird. Die Erfolgsfaktoren sind nicht immer abgrenzbar und weisen Interdependenzen auf. Dennoch werden einzelne Faktoren vorgestellt, um die Erkenntnisse, die sich aus dem Datenmaterial ergeben haben, zu verdeutlichen. Die Reihenfolge der Nennung der Faktoren hat keine besondere Aussagekraft.

Tabelle 43: 42 Erfolgsfaktoren für die Einführung von YourLearning@IBM
(eigene Darstellung)

Akteur*innen/Actors – Angemessene Einstellung/Mentalität/Verhalten der Mitarbeitenden – Change Management für Mitarbeitende – Change Management für L&D Professionals – Kulturelle Merkmale – Datenanalysten – Befähigung – Vorgesetzte – Multidisziplinäre Teams – Stakeholder-Management – Engagement des Top-Managements	Aufgabe/Task – Angemessene Nutzung – Erhöhte Nutzung – Klarer Nutzen für das Individuum, das Unternehmen und die gesamte Organisation – Inhalt/Angebote – Experimentieren – Generierung von fortlaufenden Erkenntnissen und deren Integration in optimierte Modelle – Internes Marketing und Kommunikation – Manuelle Eingaben – Co-Entwicklung – Schnelle Weiterentwicklungsschleifen und Design Thinking – Relativer Vorteil – Interne Prozesse überdenken – Tagging – User Experience
Strukturen/Structures – Abstimmung, Zusammenarbeit und Standardisierung zwischen den Geschäftsbereichen – Ausgleich des Aufeinandertreffens unterschiedlicher Werte und Ziele – Klare Standards gegenüber externen und internen Lieferanten – Einhaltung der Datenschutzbestimmungen – Konsistenz der Datenlogik: – Ethik – Häufige Thematisierung, unterstützt durch Daten – Rahmenbedingungen und Konsequenzen – Gesamtbudget – Integration in Standardprozesse, Schaffung von Touchpoints – Massnahmen zur Priorisierung des Lernens im Alltag – Zeit – Transparenz	Technologie/Technology – Datenmenge – Datenqualität – API/Micro-Services – Learning Record Store/Data Warehouse und Data Pipes – Umgang mit Kaltstart-Problem

Innerhalb des soziotechnischen Systems spielt das soziale System eine entscheidende Rolle für eine erfolgreiche Einführung. Darüber hinaus ist die kontinuierliche Begleitung und aktive Weiterentwicklung des Systems auch noch fünf Jahre nach der Einführung ein zentrales Thema. Viele Erfolgsfaktoren sind wiederkehrende Massnahmen, die nicht einmalig im Sinne einer Checkliste abgearbeitet werden können. Einige

Erfolgsfaktoren erscheinen aufgrund ihrer besonderen Betonung im Datenmaterial als besonders relevant. Laut IBM (2020, S. 10) ist die Erhöhung der Nutzung einer der kritischsten Faktoren für die Realisierung des Mehrwerts von Your Learning. Dies ist mit der Logik verbunden, dass je höher die Nutzung ist, relevantere Empfehlungen ermöglicht werden (IBM, 2020, S. 10). Eng damit verbunden ist der persönliche Nutzen sowie die Transparenz der KI-Funktionalitäten: „Ein grosser Nutzen und eine grosse Transparenz sind wichtige Aspekte bei der Implementierung einer solchen Plattform“ (A2_5:24). Tagging ist ein weiterer entscheidender Erfolgsfaktor bei der Optimierung von Empfehlungen (IBM, 2020, S. 10). Darüber hinaus wird in den Interviews die Bedeutung der Befähigung der Nutzenden betont, um eine angemessene Nutzung zu fördern. Darüber hinaus spielen die Führungskräfte, ihre Denkweise und die vorhandenen Rahmenbedingungen eine zentrale Rolle, damit ein Adoptionsprozess erfolgreich verlaufen kann.

Im Folgenden werden alle identifizierten Erfolgsfaktoren einzeln beschrieben. Sie sind auf der Grundlage des soziotechnischen Rahmens angeordnet. In den Textboxen werden die wichtigsten Abhängigkeiten hervorgehoben, um die enge Verbindung zwischen den verschiedenen Erfolgsfaktoren zu verdeutlichen.

AKTEUR*INNEN

Angemessene Einstellung/Mentalität/Verhalten der Mitarbeitenden: Die folgenden Merkmale in Bezug auf die Einstellung/Mentalität/Verhalten der Mitarbeitenden sind bei IBM besonders ausgeprägt:

- Individuelle Denkweise und Verhalten
- Positive Einstellung zum Lernen
- Lernen ist für mich (Selbstverpflichtung), es ist keine Pflichtübung für IBM
- Der Wunsch, etwas durch Lernen zu erreichen/intrinsische Motivation
- Kontinuierliches Lernen; das Gefühl, ständig auf dem neuesten Stand der eigenen Fähigkeiten bleiben zu müssen (A2_5:52)
- Neugierde
- „Learning by doing und durch eine sehr häufige Erkundung“ (A3_6:32)
- Lernen als Teil der eigenen Marke: „In einer Kultur des kontinuierlichen Lernens sind die Menschen auch stolz auf das, was sie gelernt haben, und sie wollen das nach aussen hin zeigen, um es zu einem Teil ihrer Marke zu machen und zu sagen: Hey, wisst ihr, ich bin gut in diesem Bereich, und ihr könnt euch mit mir über diese Themen austauschen. Auch um ihre Karriere zu fördern“ (A2_5:52).

Kategorie: Akteur*innen

Direkte Abhängigkeiten:

- Kulturelle Merkmale
- Relativer Vorteil

Für Personen, die die hervorgehobenen Denkweisen verkörpern und die kulturellen Elemente leben, bietet Your Learning und die in das gesamte Ökosystem eingebetteten Möglichkeiten hervorragende Chancen, die bereits heute sehr geschätzt werden. Allerdings haben nicht alle Personen den gleichen Antrieb und die gleiche Bereitschaft, alle Facetten von Your Learning zu nutzen. Eine Interviewaussage deutet darauf hin, dass dem Thema ‘Mindset’ weiterhin viel Aufmerksamkeit geschenkt wird: „Die Nutzung des Tools ist für IBM nicht einfach ein Häkchen, das man setzen kann. Nein, es ist für mich. Ich mache das für mich. Für niemanden sonst. Wir arbeiten immer noch an diesem Bewusstseinswandel“ (A4_14:30).

Change Management für Mitarbeitende: Die Reaktion auf die Datenproblematik wurde in Form von Widerstand oder Angst der Mitarbeitenden erwähnt. „Es gab einen gewissen Aufruhr. Sind Sie jetzt verrückt? Das sind meine Daten. Ich will nicht, dass jeder sie sieht“ (A4_14:44). Solche Reaktionen schie-

nen jedoch selten zu sein: „Datenschutz war in sehr wenigen Fällen ein Thema“ (A4_14:38). Das Thema Datenschutz schien aus Sicht der Mitarbeitenden bei der Einführung von Your Learning eine untergeordnete Rolle gespielt zu haben, wie das folgende Zitat zeigt: „Die KI läuft im Hintergrund zum Nutzen des Mitarbeiters. Vor allem, wenn es um das Lernen geht. Und ich denke, das hat sich mittlerweile auch so eingestellt. Die Mitarbeitenden sehen jetzt ganz klar, dass diese Tools im Hintergrund durch die künstliche Intelligenz zum Nutzen der Weiterentwicklung eine Rolle spielen“ (A4_14:44). Dies könnte mit einem Erfolgsfaktor zusammenhängen, der den Umgang mit dem Datenschutz beschreibt. Ansonsten gab es keine nennenswerten Widerstände, was mit dem Erfolgsfaktor des relativen Vorteils zusammenhängen könnte, den Your Learning bietet.

Change Management für L&D Professionals: Ein potenzielles Hindernis für den Einsatz von KI für HRD-Zwecke war die Angst von L&D Professionals vor einer Substitution durch KI-Anwendungen: Eine Barriere zu KI, die man manchmal von den Lern-

teams hört, ist, dass einige von uns ihren Job verlieren könnten, wenn wir eine KI-basierte Plattform einrichten. Aber das ist nicht der Fall. „Wenn überhaupt, dann hat sich die Zahl der Arbeitsplätze bei IBM Learning erhöht. Denn durch das System werden Menschen entlastet und können höherwertige, kreativere und intellektuell anregendere Aufgaben übernehmen. Die Angst vor Substitution

Kategorie: Akteur*innen

Direkte Abhängigkeiten:

- Einhaltung der Datenschutzbestimmungen
- Relativer Vorteil

Kategorie: Akteur*innen

Direkte Abhängigkeiten:

- Einhaltung der Datenschutzbestimmungen
- Relativer Vorteil

sollte also kein Hindernis mehr sein, sobald wir die Gelegenheit hatten, mit ihnen zu sprechen“ (A1_15:27). Eine Massnahme des Change Managements, die bei IBM umgesetzt wurde, war die frühzeitige Einbindung der Personalabteilung als Early Adopter: „Wir kamen aus der Lernorganisation, waren also Early Adopters und konnten das Tool nutzen, bevor es wirklich global eingeführt wurde“ (A3_6:33).

Kulturelle Merkmale: Wenn die kulturellen Voraussetzungen bereits vorhanden sind, scheint die Einführung eines KI-basierten LXP einfacher. Bei IBM sind vor allem zwei kulturelle Merkmale zu beobachten.

Gegenseitige Unterstützung und Geben/Empfangen von Feedback:

Eine entscheidende Komponente, insbesondere bei der Verwendung von Your Guide, sind die kulturellen Elemente der gegenseitigen Unterstützung, des Gebens und Empfangens von Feedback und der gegenseitigen Hilfsbereitschaft. Sie gelten als wesentliche Grundlage für die KI-gestützte Verknüpfung von Menschen, um eine fruchtbare Entwicklung zu gewährleisten und Werte zu schaffen. KI kann hier skalieren, aber nur, wenn die grundsätzliche Bereitschaft der Mitarbeitenden vorhanden ist. „Ich kann selbst entscheiden, ob ich anderen Menschen oder anderen IBMern mein Wissen zur Verfügung stellen will. Das ist Self-Leadership, Selbstaktivierung. Wir werden dazu ermutigt, uns wirklich noch mehr gegenseitig zu unterstützen. Das tun wir sowieso, wo wir uns kennen. Diese Rückmeldung bekomme ich immer, wenn Mitarbeitende IBM verlassen haben, und ich bleibe mit ihnen in Kontakt. Sie sagen, dass die Unterstützung der IBMer, die zusammenhalten, aussergewöhnlich ist. Das wird wiederum durch dieses Tool und durch KI unterstützt, weil ich auch Profilooptionen habe, wo ich sagen kann, dass ich mich für diese Branchen, für diese Länder, für diese Sprache interessiere, und dann wird durch das System entsprechend mit dem jeweiligen Mentor oder Coach zusammengebracht“ (A4_14:13).

Symbolische Handlungen, die das Lernen als Selbstverständlichkeit unterstreichen:

„Wenn man sich einige IBMer anschaut, dann posten sie einfach: 'Ich bin ein super Lerner bei IBM'. Es geht also darum, in der Organisation eine Kultur zu schaffen, in der es eine Selbstverständlichkeit ist, dass wir lernen. Dass wir uns die Zeit zum Lernen nehmen. Dass wir die Verantwortung für das Lernen übernehmen. L&D Professionals müssen dies auch leben und ausleben. Sonst ist es einfach nicht glaubwürdig. Es ist also

Kategorie: Akteur*innen

Direkte Abhängigkeiten:

- Häufige Thematisierung, unterstützt durch Daten
- Angemessene Einstellung/Mentalität/Verhalten der Mitarbeitenden
- Befähigung
- Rahmenbedingungen und Konsequenzen
- Vorgesetzte
- Massnahmen zur Priorisierung des Lernens im Alltag

etwas, das wir selbst tagtäglich tun. Wir ermutigen zudem unsere Mitarbeitenden, dies zu tun“ (A3_6:17).

Datenanalysten: Datenanalysten spielen eine zentrale Rolle bei der Entwicklung, dem Betrieb und der Weiterentwicklung von Your Learning. Datenanalysten sind elementar, z. B. in Bezug auf Datenqualität, Algorithmen und angewandte Modelle, die als kontinuierliche Aufgaben behandelt werden müssen.

Daten Analysten müssen Teil des multidisziplinären Teams sein.

Kategorie: Akteur*innen

Direkte Abhängigkeiten:

- Multidisziplinäre Teams
- Datenqualität
- Manuelle Eingaben

Befähigung: Während internes Marketing darauf abzielt, die Nutzung zu erhöhen, sind Befähigungs-Massnahmen notwendig, um eine häufige und angemessene Nutzung zu fördern. IBM setzt verschiedene Massnahmen um, die die Nutzung von Your Learning ermöglichen. Die Zielgruppe der Befähigungs-Massnahmen sind alle IBM-Mitarbeitenden, wobei ein besonderes Augenmerk auf Vorgesetzte

Kategorie: Akteur*innen

Direkte Abhängigkeiten:

- Klarer Nutzen für das Individuum, das Unternehmen und die gesamte Organisation
- Transparenz

und neue Mitarbeitende sowie auf die Personalentwicklung selbst gelegt wird (Marten, 2021, S. 290). Hauptziel und Thema der Enabling-Massnahmen ist die Steigerung und Optimierung der Nutzung. Die Notwendigkeit von Befähigung wird durch das folgende Zitat verdeutlicht: „Im Ergebnis ist es für mich eigentlich fast essentiell, dass wir nicht nur eine Botschaft senden im Sinne von - hier ist der Link, probier das mal“ (A4_14:35). Aus den Interviews geht hervor, dass neben der anfänglichen Befähigung auch die kontinuierliche Befähigung von grosser Bedeutung ist. Die Interviews ergaben, dass Befähigungssitzungen auch fünf Jahre nach der Einführung noch regelmässig stattfinden. Allerdings scheinen die globalen Befähigungsmassnahmen für bestehende Mitarbeitende weniger intensiv zu sein als die für neue Mitarbeitende (A3_6:30). Trotz der verschiedenen Investitionen in Marketing- und Befähigungs-Massnahmen bleibt die Herausforderung bestehen, das Wissen und die Anwendung von Your Learning und den damit verbundenen Systemen zu fördern: „Heisst das, dass jeder, jeder einzelne IBMer alle Funktionen kennt, die es in dem Tool gibt? Nein, das glaube ich nicht“ (A3_6:30). Dies liegt nicht zuletzt daran, dass sich das System ständig weiterentwickelt und Wissen und Nutzung nicht bei allen Mitarbeitenden gleich sind (A3_6:39). Für weitere Einblicke in spezifische Befähigungsmassnahmen siehe Abschnitt 'Die Rolle der Personalentwicklung bei der Interaktion mit einem KI-basierten LXP'.

Vorgesetzte: Die Bedeutung der Führungskräfte bei IBM wurde als grosse Herausforderung und damit als zentraler Erfolgsfaktor hervorgehoben: „Ich denke, es ist die wichtigste Komponente, weil sie die schwierigste ist. Es geht darum, die Mentalität der Manager*innen zu ändern, damit sie nicht mehr als Anbietende von Arbeitsplätzen fungieren, sondern als Ermöglichende von Arbeitsmarktfähigkeit. KI spielt dabei eine grosse Rolle. Denn damit Manager*innen dazu in der Lage sind, müssen sie sich voll und ganz für den Fortschritt des Lernenden engagieren“ (A1_15:31). „Der erste Vorgesetzte spielt natürlich eine entscheidende Rolle. Wir ermutigen also die Manager*innen, wirklich auf dem Laufenden zu bleiben und das Lernen bei ihren Mitarbeitenden regelmässig zu fördern“ (A3_6:43). „Und ich denke, die grösste Herausforderung besteht darin, dass die Manager*innen ihren Mitarbeitenden die Zeit dafür bieten und nicht verwehren. Ich mache diese Aussage sehr vorsichtig. Denn der Kunde steht eindeutig an erster Stelle, das Geschäft an erster Stelle“ (A4_14:29). Interviewpartnerin A3 (6:46) erwähnte, dass sie Befähigungssitzungen zu Your Learning speziell für Vorgesetzte anbieten.

Kategorie: Akteur*innen

Direkte Abhängigkeiten:

- Rahmenbedingungen und Konsequenzen
- Befähigung

Multidisziplinäre Teams: „Wir arbeiteten in multidisziplinären Teams, darunter Softwareentwickler*innen, IT-Architekt*innen, Spezialist*innen für maschinelles Lernen, Datenwissenschaftler*innen, UX-Spezialist*innen, Befähiger*innen und Sponsor*innen aus der Führungsebene. [...] Unser Team besteht aus Technolog*innen, Pädagog*innen, Berater*innen sowie Marken- und Kommunikationsexpert*innen, die die nächste Generation einer Plattform für digitale Lernerfahrungen revolutionieren wollen.“ (eigene Übersetzung, IBM, 2017a, 7, 24)

Kategorie: Akteur*innen

Direkte Abhängigkeiten:

-

Stakeholder-Management: Eng verbunden mit der Darstellung des Nutzens und der schrittweisen Einführung ist das Thema Stakeholder-Management. Die Stakeholder, auf die in dieser Fallstudie Bezug genommen wurde, waren das Individuum/Endnutzer*innen, das Unternehmen/der Betrieb, die Personalabteilung und die Personalentwicklung selbst, insbesondere das Personalmanagement, die Unternehmen/Geschäftsbereiche, die Kunden, die

Kategorie: Akteur*innen

Direkte Abhängigkeiten:

- Klarer Nutzen für das Individuum, das Unternehmen und die gesamte Organisation
- Co-Entwicklung
- Schnelle Weiterentwicklungsschleifen und Design Thinking

Gesellschaft, externe Lernanbieter, die IT und Fachexpert*innen (Subject Matter Experts, SME).

Die folgenden beiden Punkte zum Stakeholder-Management sind besonders hervorzuheben:

- Es müssen nicht alle an Bord sein, aber eine kritische Masse muss für den Start mobilisiert werden;
- Je nach Stakeholder-Gruppe sollten unterschiedliche Mehrwerte betont und realisiert werden.

Engagement des Top-Managements: Die Vorbildwirkung und das spürbare Engagement des Top-Managements waren ein weiterer Erfolgsfaktor: „Jetzt, wo Checkpoint eingeführt ist, ist auch die Geschäftsleitung dabei. Das ist natürlich auch ein gutes Zeichen für alle anderen Mitarbeitenden, das ist auch dieser Bewusstseinswandel. Jeder ist für sich selbst verantwortlich. Sie sehen dann, dass es mehr Gewicht hat, wenn die Geschäftsleitung jetzt selbst in diese Kurse eingebunden ist. Also, es muss auch von der Geschäftsleitung gelebt werden.“ (A4_14:46).

Kategorie: Akteur*innen

Direkte Abhängigkeiten:

- Klarer Nutzen für das Individuum, das Unternehmen und die gesamte Organisation

STRUKTUREN

Abstimmung, Zusammenarbeit und Standardisierung zwischen den Geschäftsbereichen: „Was wir wollen, ist eine Hauptplattform, auf die alle zugreifen können, um die Daten zu verfolgen und sie zusammenzuführen, denn wenn die Leute weiterhin Dinge an anderen Orten tun, haben wir immer noch nicht das wahre Bild“ (A2_5:35). Um dies zu erreichen, muss der Mehrwert für die einzelnen Ge-

Kategorie: Strukturen

Direkte Abhängigkeiten:

- API/Micro-Services
- Klarer Nutzen für das Individuum, das Unternehmen und die gesamte Organisation
- Konsistenz der Datenlogik
- Stakeholder-Management

schäftsbereiche so gross sein, dass sich der Zusammenschluss lohnt (A2_5:57). „Aber wenn man es nicht gut macht, dann wird die Geschäftseinheit ihr eigenes Ding machen. Sie werden ihr eigenes Ding machen und kaufen, und dann verliert man den Einblick. Man verliert, ich wollte sagen, die Kontrolle, aber es ist nicht die Kontrolle, die man will. Wir wollen die Einblicke haben“ (A2_5:57). Dies bedeutet nicht, dass alle relevanten Aktivitäten nur im Lernsystem selbst stattfinden müssen, sondern dass die relevanten Datenquellen irgendwie im System verknüpft und verarbeitet werden müssen. „Wir anerkennen und respektieren, dass es interne Seiten und Lösungen gibt, die

eine Geschäftseinheit beibehalten will oder muss“ (A2_5:41). API und Microservices helfen dabei, einen einzigen One-Stop-Shop für Lernen und Entwicklung zu schaffen.

Ausgleich des Aufeinandertreffens unterschiedlicher Werte und Ziele: „Die Frage, die oft gestellt wird, ist: Welches ist die richtige Geschwindigkeit, der richtige Aufwand, der in kontinuierliches Lernen investiert werden sollte [...]?“ (Marten, 2021, S. 291). Dies spiegelt sich in den Überlegungen zur Budgetierung wider.

Die Priorisierung des Lernens im Arbeitsalltag stellt eine erhebliche Hürde bei der Nutzung von Your Learning dar. Die Mentalitätskomponenten und Kulturelemente, die kontinuierliches Lernen und die Nutzung von Your Learning fördern, müssen sich gegen andere IBM-Werte und Kulturelemente durchsetzen. Das Prinzip ‘Customer first, Business first’ wurde als besonderes Spannungsverhältnis und damit als Herausforderung für die Priorisierung des Lernens beschrieben (A4_14:29). Dieses Prinzip wurde auch als Dienstleistungsmentalität beschrieben (A4_14:31), die mit kontinuierlichem Lernen in Konflikt geraten kann - vor allem, wenn KPIs installiert werden, die die geschäfts- bzw. kundenorientierte Perspektive verstärken. „Was wir sehen und was wir auch sehr oft hören ist: 'Wann habe ich die Zeit, das zu tun? Ich habe meinen Job, und ich bin bei meinem Kunden. Ich werde über die Auslastung verfolgt, und gleichzeitig soll ich die Tools wie Your Learning irgendwie in meiner Zeit bedienen'“ (A4_14:23).

Dieser Zielkonflikt ist eine besondere Herausforderung, die zu einer geringen Nutzung von Your Learning durch einzelne Mitarbeitende führen kann: „Da gilt in erster Linie der Dienstleistungsgedanke - der auch gut ist - und man nimmt sich erst einmal zurück“ (A4_14:31). Dieses Spannungsfeld findet sich vor allem in Vertriebsfunktionen, ist aber nicht auf diese beschränkt (A3_6:41). Diesen Dienstleistungsgedanken - Kunde zuerst, sich selbst zurücknehmen versus kontinuierliches Lernen - kann das LXP nicht durch reine Verfügbarkeit auflösen. Hier gilt es, eine Balance zu finden, die die Ziele so weit wie möglich in Einklang bringt. Dazu helfen z.B. klare Strukturen und Benchmarks, um festzustellen, welche Erwartungen in diesem Spannungsfeld bestehen.

Kategorie: Strukturen

Direkte Abhängigkeiten:

- Klarer Nutzen für das Individuum, das Unternehmen und die gesamte Organisation
- Befähigung
- Rahmenbedingungen und Konsequenzen
- Internes Marketing und Kommunikation
- Vorgesetzte
- Engagement des Top-Managements

Klare Standards gegenüber externen und internen Lieferanten:

Als ein weiterer Erfolgsfaktor wurden standardisierte Vereinbarungen mit externen Anbietern identifiziert. Die Formulierung klarer Service-Level-Agreements (SLAs) und Service-Level-Objectives (SLOs) sowie Sicherheitsbedingungen si-

chert die Grundlagen bezüglich Datenschutz und -nutzung, Datenqualität und anderer Aspekte (A2_5:44). Auch intern werden Regeln aufgestellt, wer welche Daten wie verarbeiten darf: „Die API konzentriert sich darauf, Daten zu erhalten und zu veröffentlichen - und es gibt Geschäftsregeln dafür, wie man sie veröffentlicht, und Sicherheitsregeln dafür, wer auf die Daten zugreifen kann.“ (eigene Übersetzung; IBM, 2017a, S. 22)

Kategorie: Strukturen

Direkte Abhängigkeiten:

- Andere datenbezogene Erfolgsfaktoren

Einhaltung der Datenschutzbestimmungen:

Die Datenschutzbestimmungen sind von Land zu Land unterschiedlich (Marten, 2021, S. 296) und müssen beachtet werden. Bei IBM gelten die KI-Grundsätze

des Unternehmens selbst, die auf der Website vorgestellt werden (IBM, 2020, S. 12–13). Ein Aspekt von Your Learning ist zum Beispiel die Wahlfreiheit, ob und welche Daten an wen weitergegeben werden: „Die Mitarbeitenden haben sehr viele Möglichkeiten zu entscheiden, wie sie ihre Daten offenlegen oder schützen wollen“ (A4_14:41). Zudem kommen viele Daten nur im Hintergrund für die weitere Entwicklung zusammen. Sensible Daten werden nur in aggregierter Form verwendet (A4_14:44) und zwar „so, dass die Daten unterstützend sind, aber nicht im Detail sichtbar“ (A4_14:42). Für die Personalentwicklungsabteilung gibt es strenge Regeln, wie die Daten verwendet werden dürfen: „Wir haben strenge Regeln und Zugangsprozeduren, was bedeutet, dass ich beispielsweise nicht standardmässig auf Deutsche Daten zugreifen kann, es sei denn, sie werden anonymisiert. Die Plattform ist also eine individuelle Erfahrung für jeden einzelnen IBMer. Wenn ich von der Lernorganisation zum Beispiel berichten möchte, wie viel Prozent der Mitarbeitenden an Programm X teilgenommen haben, muss ich immer mit einer lokalen Person zusammenarbeiten, um die Daten zu erhalten. Oder ich bekomme die Daten, aber nicht auf Namens- oder Detailebene, weil sie für mich einfach nicht zugänglich sind. Und das ist normal. Es ist einfach eine Folge der lokalen Gesetze und Vorschriften“ (A3_6:50).

Kategorie: Strukturen

Direkte Abhängigkeiten:

-

Konsistenz der Datenlogik: Ein KI-basiertes LXP stützt sich für die gewünschte Personalisierung auf Datenbanken, Kompetenztaxonomien und Jobrollen. Diese konzeptionelle Basis muss einheitlich und konsistent gelöst werden, um den gewünschten Effekt zu erzielen. Ein häufiges und schwerwiegendes Hindernis bei der Einführung von KI-basierten Systemen in Unternehmen ist eine fehlende Datenlogik oder gar Inkonsistenz der Daten. Dies zeigt sich insbesondere in der Grundlogik der Definition von

Kompetenzen. Laut Interviewpartnerin A2 (5:44) sind Inkonsistenzen in den Personal- und Kompetenzdaten häufig: „Mit Blick auf Kompetenzdaten oder Stellenbeschreibungen sind viele Organisationen isoliert unterwegs. Sie haben wahrscheinlich ein LXP beschafft, das sogenannte KI umfasst oder zumindest ein wenig Personalisierung erzeugen kann. Aber aus der Mitarbeitendenperspektive, der Skill Journey und der Karriereperspektive stösst man auf die Inkonsistenz in den HR-Daten respektive die Verteilung und Bearbeitung auf und in mehreren System-Lösungen. Ich muss hier meine Karriere machen. Ich muss meine Leistung hier verwalten. Ich muss mich dort weiterbilden. Es fehlt die Konsistenz in der Kompetenz-Logik. Es wird viel über Kompetenzen, Fähigkeiten, Skills usw. geredet, doch es gibt Unstimmigkeiten darüber, wie Organisationen diese Sprache verwenden“ (A2_5:44). „Es geht um den goldenen Faden der Kompetenzen. Wenn man von Kompetenzen spricht, geht es eigentlich um Daten, die alle verschiedenen Lebenszyklen durchlaufen“ (A2_5:45). Aus diesem Grund sieht IBM das Kredo ‘Skills as the new currency’ als zentrale Einheit für den Betrieb der KI-basierten LXP und insgesamt für das Thema L&D (A2_5:9).

Ethik: Die Frage der Ethik wurde in den Interviews und Materialien nicht besonders betont. Dennoch wurden einige Hinweise gefunden, die zu diesem Erfolgsfaktor beitragen: „Wir wollen, dass alles, was wir tun, einen Wert für die Gesellschaft hat [...] Daher haben wir jetzt öffentliche Erklärungen zur Gesichtserkennung, zu ethischen Leitlinien und zur kognitiven Rekrutierung im Hinblick auf unterrepräsentierte Minderheiten abgegeben. Wir hoffen also, dass die IBM-Mitarbeitenden, die Kunden der IBM Corporation und letztendlich die Gesellschaft von dem profitieren, was wir tun“ (A1_15:16).

Kategorie: Strukturen

Direkte Abhängigkeiten:

- Integration in Standardprozesse, Schaffung von Touchpoints
- Befähigung
- Internes Marketing und Kommunikation
- Massnahmen zur Priorisierung des Lernens im Alltag

Kategorie: Strukturen

Direkte Abhängigkeiten:

-

Häufige Thematisierung, unterstützt durch Daten:

Lernen wird in alltägliche Gespräche und Beratungen eingebaut und explizit mit dem Unternehmen diskutiert, was sich als entscheidend erwiesen hat. Die von der KI-basierten LXP generierten und analysierten Daten unterstützen eine häufige und daten-gestützte Thematisierung. Dieser Erfolgsfaktor scheint also nach einer gewissen Einführungszeit verstärkt werden zu müssen. „Ich denke, es liegt vor allem daran, dass kontinuierliches Lernen bei unseren Führungskräften und uns allgegenwärtig ist. Ich

meine, wir sprechen darüber. Die Manager sprechen darüber. Wir drängen die Mitarbeitenden, zu einer lernenden Organisation zu gehören. Wir erstatten auch dem Unternehmen darüber Bericht. Wir sagen zum Beispiel: Okay, ihr habt so viele Lernende in eurem Team, die diese Stufe oder diese Ziele erreicht haben. Sie haben zum Beispiel so viel gelernt. Wir vergleichen mit den Vorjahren, so dass sie ein ähnliches Gefühl für die Trends haben, wie z. B. wie wir im Vergleich zum letzten Jahr abschneiden, so dass sie überwachen und nachfassen können. Ich denke, das ist das Wichtigste, was wir tun können“ (A3_6:19). Interviewpartnerin A3 (6:44) erwähnte auch die Verwendung verschiedener Metriken, Scorecards und Ziele: „Wenn man will, dass die Leute eine Art von Ausbildung machen, ist es hilfreich, ein Dashboard zu haben, das zeigt, wie viel Leistung bereits erreicht wurde oder noch nicht erreicht wurde, weil die Führungskräfte sagen werden: Oh, ich will nicht hinterherhinken. Und natürlich fangen die Leute an, alles zu mögen. Richtig, sie fangen an, sich mit Bildung zu beschäftigen, weil es ein gewisses Mass an Messung und Sichtbarkeit der Fortschritte gibt“ (A3_6:44).

Rahmenbedingungen und Konsequenzen: Ein Rahmen, der explizit erwähnt wird, ist das Think 40-Konzept. Die Intention hinter diesem Konzept ist, dass alle IBMer mindestens 40 Stunden pro Jahr in

das Lernen investieren. Es wird betont, dass diese 40 Stunden nicht in einem Klassenzimmer verbracht werden müssen. Verschiedene Lernformen wie Konferenzen, virtuelle Schulungen und das Lesen von Fachliteratur können zu Think 40 beitragen. (Marten, 2021, S. 291). „Der Kernpunkt dieser Initiative ist es, dass aus der Unternehmensleitung heraus Lernen mit einer hohen Priorität angesehen wird und nicht als lästige Pflichtübung. So wird Lernen immer mehr ein fester Bestandteil der Unternehmenskultur in der IBM“ (Marten, 2021, S. 291). Think 40 wurde 2013 ins Leben gerufen, also

Kategorie: Strukturen

Direkte Abhängigkeiten:

- API/Micro-Services
- Integration in Standardprozesse, Schaffung von Touchpoints
- Massnahmen zur Priorisierung des Lernens im Alltag
- Generierung von fortlaufenden Erkenntnissen und deren Integration in optimierte Modelle

Kategorie: Strukturen

Direkte Abhängigkeiten:

- Interne Prozesse überdenken

noch vor dem Start von Your Learning, und ist auch heute noch aktiv. Die Zahlen legen nahe, dass 40 Stunden das Minimum sind, das man für das Lernen aufwenden sollte. Marten (2021, S. 291) berichtet, dass im Jahr 2019 durchschnittlich 77 Stunden für das Lernen aufgewendet werden.

Was die Konsequenzen betrifft, so spielt das System auch bei Beförderungen eine Rolle. Die Nutzung der IBM-Lernangebote wird zwar nicht als obligatorisch, jedoch als hilfreicher Indikator für Beförderungen beschrieben (A4_14:41).

Gesamtbudget: Ein KI-basiertes LXP erfordert Investitionen in verschiedene Aspekte, wie die Entwicklung und den Betrieb der Lösung selbst, qualitativ hochwertige Inhalte von Anfang an, die Finanzierung der Zeit, die mit dem System verbracht wird, und die anderen Angebote, die es enthält. Eine gemeinsame Investition der Geschäftseinheiten wurde als besonders wichtig hervorgehoben (A2_5:32): „Was sind sie bereit, zu investieren, und was wollen sie dafür erhalten? Das ist wie in Verhandlungen“ (A2_5:32).

Kategorie: Strukturen

Direkte Abhängigkeiten:

- Inhalt/Angebote
- Stakeholder-Management

Integration in Standardprozesse, Schaffung von Touchpoints: IBM Your Learning ist mit einer Vielzahl von Prozessen und Aktivitäten verknüpft. Diese Verknüpfungen erhöhen sowohl die Nutzungswahrscheinlichkeit als auch die Relevanz. So ist Your Learning beispielsweise mit Checkpoint- und Beförderungsthemen verknüpft, was als Erfolgsfaktor angesehen wird: „Ich denke, wir haben diese Kultur des kontinuierlichen Lernens auch in unser Leistungssystem integriert [...] Was haben Mitarbeitende also gelernt? Was sind ihre Lernpläne für ihre kurz-, mittel- und längerfristigen Entwicklungspläne? Es ist auch ein Standardbestandteil des Bewertungs- und Leistungsüberprüfungszyklus, um sicherzustellen, dass die Manager dies diskutieren“ (A3_6:45). „Und mit Checkpoint setze ich mir meine eigenen Ziele pro Quartal, so dass ich wirklich sage, okay, mit diesem Ziel unterstütze ich die Strategie von IBM, ich unterstütze unser Wachstum, aber in erster Linie auch mein eigenes Wachstum“ (A4_14:16). Diese Ziele können mit Aktivitäten von Your Learning oder sogar mit Feedback abgedeckt werden, was zu neuen Datenquellen führt (A4_14:28). Ein weiteres Beispiel für die Verknüpfung von Your Learning mit anderen Prozessen und Systemen ist das Thema von Beförderungen. Auswertungen und Erkenntnisse aus den Daten von Your Learning können genutzt werden, um Beförderungsentscheidungen zu treffen und zu begründen (A4_14:18).

Kategorie: Strukturen

Direkte Abhängigkeiten:

- Vorgesetzte
- Andere datenbezogene Erfolgsfaktoren

Massnahmen zur Priorisierung des Lernens im

Alltag: Neben der Unterstützung und den Anregungen zum Lernen, die direkt in Your Learning gegeben werden, gibt es weitere Massnahmen, die den

Kategorie: Strukturen

Direkte Abhängigkeiten:

– Zeit

Zugang und die Priorisierung des Lernens im Alltag erleichtern. Die folgenden Massnahmen tragen dazu bei, Lernkompetenzen zu fördern sowie die Bedeutung des Themas Lernen zu verankern und zu unterstützen: der Learning Journey Action Guide, Think Fridays, Badges und Tipps zur Einplanung von Lernen in den Arbeitsalltag. Diese Massnahmen werden in den folgenden Abschnitten beschrieben:

Learning Journey Action Guide: Marten (2021, S. 290–291) erklärte, dass der Zweck der Hilfe für den Lernenden darin besteht, Klarheit für die nachfolgenden Schritte zu schaffen, die mit dem Manager und den Mentoren besprochen werden. Der Leitfaden enthält Lernziele für Technologie, Arbeitsweisen, Führung und Zusammenarbeit. Für jede dieser Kategorien gibt er Hinweise darauf, welche Schwerpunktbereiche vertieft werden könnten (G. Fuller & Cassarino, 2020, S. 22).

Think Fridays: „IBM hat hier unter anderem Initiativen wie den 'Think Friday' eingeführt, wo in Teams oder auch individuell regelmässig Stunden während der Arbeitszeit am Freitag zum Lernen genutzt werden“ (Marten, 2021, S. 291).

Badges: Digitale Abzeichen-Widgets wurden in Your Learning integriert. Sie helfen, die Art und Weise, wie Lernen aufgenommen und gemessen wird, zu verbessern (A2_5:55). Abzeichen helfen auch, Lernaktivitäten transparent zu machen und eine Person als Super-Lerner zu identifizieren (A3_6:17).

Leitlinien/Beispiele/Tipps für die Planung des Lernens im Arbeitsalltag: Eine Starthilfe für die Planung und Priorisierung von Lernen im Alltag, die im Zusammenhang mit Befähigungs-Sitzungen erwähnt wurde, ist es, ein Treffen mit sich selbst zu planen, z. B. einmal im Monat mit einer Mindestdauer von zwei Stunden. Angenommen, dieser monatliche Rhythmus klappt nicht wie geplant, dann sollte man sich wenigstens einmal im Quartal treffen - das würde zwar nicht dem eigentlichen Ziel des kontinuierlichen Lernens entsprechen, aber es könnte den Einstieg in IBM Your Learning und die Nutzung der dort vorgeschlagenen Angebote erleichtern. Durch persönliche Empfehlungen zeigt die Erfahrung, dass die zwei Stunden nicht in erster Linie mit der Suche nach dem passenden Lernangebot verbracht werden, sondern eher mit der Beschäftigung damit (A4_14:31).

Zeit: Mehrere Zitate verdeutlichen, dass fehlende Zeit ein entscheidendes Hindernis für die Nutzung von Your Learning ist, eines davon lautet wie folgt: „Es ist immer ein bisschen ein Konflikt, den wir haben. Wenn die Mitarbeitenden beim Kunden in einer heissen Phase des Projekts sind, sagen sie zu Recht: 'Wann soll ich mich weiterbilden? Wann soll ich mir meine Ziele setzen?' Der administrative Aufwand ist aus ihrer Sicht in dem Moment zu hoch“ (A4_14:27). In Bezug auf Prioritätensetzung und Zeitdruck spielt die Führungskraft eine entscheidende Rolle als Erfolgsfaktor.

Kategorie: Strukturen

Direkte Abhängigkeiten:

- Ausgleich des Aufeinander-treffens unterschiedlicher Werte und Ziele
- Vorgesetzte

Transparenz: „Also, ich denke, ein grosser Nutzen und eine grosse Transparenz ist ein wesentlicher Aspekt bei der Umsetzung einer solchen Sache“ (A2_5:24). Unter Transparenz fallen z. B. die folgenden Aspekte: Wie funktioniert Your Learning? Welche anderen Systeme interagieren mit ihm? Welche Daten werden verwendet? Wie werden die Daten genutzt und zu welchem Zweck? Für wen ist was sichtbar? Was ist der Nutzen? Eine Möglichkeit, Transparenz zu schaffen, ist die Durchführung von Informationssitzungen zum digitalen Fussabdruck, in denen solche Fragen behandelt werden (A4_14:44). Ausserdem scheint es wichtig, diese Informationen so proaktiv wie möglich zu kommunizieren.

Kategorie: Strukturen

Direkte Abhängigkeiten:

- Befähigung
- Internes Marketing und Kommunikation

AUFGABE/TASK

Angemessene Nutzung: Je höher, häufiger und länger die Nutzung von IBM Your Learning ist, desto besser, ist nicht zwingend die korrekte Aussage. Obwohl eine hohe Nutzung ein wichtiger Erfolgsfaktor ist, ist es zentral, eine hohe Nutzung anzustreben, die gleichzeitig zweckdienlich ist: „Ich denke, zunächst einmal ist die KI-Lösung letztendlich wie etwas, das zu einem kommt, aber sie ist nur dann gültig, wenn man sie auf die richtige Art und Weise nutzt und wenn man die richtigen Interpretationen vornimmt“ (A3_6:20). „Es passiert so viel, dass man wirklich sehr, sehr aufmerksam sein muss, um auf dem Laufenden zu bleiben. Gleichzeitig gibt es aber auch diese Angst, etwas zu verpassen. Diese Angst, die zu Aktivismus führen kann, sollte nicht zu sehr gefördert werden. Vielmehr sollte ich ein gutes Gleichgewicht finden“ (A4_14:31). Unzählige Stunden könnten mit Your Learning und den damit verbundenen Systemen verbracht werden, daher ist es wichtig, ein Gleichgewicht zu finden und sich nicht in den Systemen zu verlieren.

Kategorie: Aufgabe

Direkte Abhängigkeiten:

- Ausgleich des Aufeinandertreffens unterschiedlicher Werte und Ziele
- Internes Marketing und Kommunikation

Erhöhte Nutzung: Eine hohe Nutzung führt zur Generierung von mehr Daten, die z. B. personalisierte Empfehlungen optimieren können. „Je mehr ich lerne, desto mehr und bessere Lernempfehlungen erhalte ich von dem Tool“ (A4_14:7). Darüber hinaus hilft eine regelmässige Nutzung, das System optimal zu nutzen und kann verhindern, dass ein Nutzer plötzlich von neuen Funktionalitäten überfordert wird: „Es gibt vielleicht IBMer, die die Plattform nicht so oft benutzen und die dann, wenn sie reingehen, überrascht sein könnten, wie völlig anders es plötzlich wirkt aufgrund eines Upgrades auf Version X“ (A3_6:32).

Kategorie: Aufgabe

Direkte Abhängigkeiten:

- Angemessene Einstellung/Mentalität/Verhalten der Mitarbeitenden
- Kulturelle Merkmale
- Befähigung
- Internes Marketing und Kommunikation

Klarer Nutzen für das Individuum, das Unternehmen und die gesamte Organisation:

Die Analyse ergab, dass der Nutzen für das Individuum, die Gesamtorganisation und die einzelnen Geschäftseinheiten - und damit für die Kunden - für eine erfolgreiche Einführung relevant ist (A1_15:11, AI_15:13, AI_15:14). Ein Nutzen scheint sich bereits bei der ersten, spätestens aber bei der zweiten Nutzung bemerkbar machen zu müssen (A2_5:47, A2_5:48).

„Denn wenn die Erfahrung als Führungskraft oder als Mitarbeitende nicht konsistent ist, können sie sie einmal haben. Du kannst sie zweimal haben. Aber wenn man den Nutzen nicht hat, zieht man sich zurück. Es ist wie beim Online-Shopping. Wenn es für mich nicht funktioniert, wenn das System nicht reagiert oder ich meine Sachen nicht finde, wenn ich die Schuhe nicht finde, die ich suche, dann gehe ich weiter. Ich habe keine Zeit“ (A2_5:47).

Kategorie: Aufgabe

Direkte Abhängigkeiten:

- Häufige Thematisierung, unterstützt durch Daten
- Ausgleich des Aufeinandertreffens unterschiedlicher Werte und Ziele
- Zeit

Tabelle 44 enthält Beispiele für zentrale Wertversprechen für den Einzelnen und für die Organisation als Ganzes:

Tabelle 44: Wertversprechen für Einzelpersonen und die Organisation
(eigene Darstellung in Anlehnung an IBM, 2021, 11, 12)

Was Arbeitnehmende wollen	Was das Unternehmen will
– Anerkennung und Ermutigung – Sofortige Unterstützung – Belohnung(en)/Aufstiegsmöglichkeiten – Sensibilisierung/Transparenz – Immer erreichbar – Personalisiert/relevant – Anpassungsfähig	– Weit verbreitetes effektives Lernen – Kostensenkung in der Lernlieferkette – Richtig qualifizierte Arbeitskräfte - ständig – Dynamische Lehrplanverwaltung – Erhöhtes Engagement und Produktivität der Mitarbeitenden

Einer Interviewpartnerin zufolge ist es hilfreich, den Erfolg und die Umsetzung des Wertversprechens in kleinen Schritten zu demonstrieren: „Es ist also sehr wichtig, mit kleinen, inkrementellen Nutzenrealisierungen zu beginnen. Und von dort aus wird man schnell wachsen“ (A2_5:36).

Obwohl IBM Your Learning bewusst auf den organisatorischen und individuellen Nutzen ausgerichtet ist, soll durch die beabsichtigte Wahrnehmung und die verschiedenen Lern- und Entwicklungsangebote bewusst ein hoher persönlicher Nutzen für den Einzelnen geschaffen werden. Die Nutzung von Your Learning und die eigene Weiterentwicklung soll als persönlicher Mehrwert wahrgenommen werden, der möglichst eigenmotiviert erfolgt: „Je länger, desto mehr haben wir die Leute in der Lage, diese Tools für sich selbst zu nutzen. Und nicht für IBM“ (A4_14:32).

Inhalt/Angebote: Die in Your Learning verfügbaren Inhalte und Angebote sind ein weiterer Erfolgsfaktor. Im besten Fall sind verschiedene Lernformen und Inhalte verfügbar. „Der Heilige Gral ist immer noch: Warum gehst du zu Netflix? Man geht zu Netflix, weil es der Film ist. Also, es geht auch um den Inhalt“ (A2_5:56). Drei Aspekte in Bezug auf die Eigenschaften des Inhalts werden im Folgenden dargestellt:

- Verschiedene Quellen von Inhalten, intern und extern, nutzergeneriert und von L&D generiert;
- Die Art und Weise, wie der Inhalt gestaltet ist - „Ist er ansprechend oder ist er langweilig?“ (A2_5:56);
- Verschiedene Formen des Lernens - traditionelle Lernformate wie Präsenzs Schulungen und Webinare sowie Coaching, Mentoring und Möglichkeiten der Projektzusammenarbeit: „Wir müssen also auch die Modalitäten ausweiten“ (A2_5:56).

Eine solche Vielfalt an Lernmöglichkeiten ist jedoch kostspielig: „Und das ist auch eine Frage des Budgets. Denn das meiste Geld wird für die Inhalte ausgegeben. Darauf muss man sich also auf jeden Fall achten“ (A2_5:57).

Experimentieren: Der MVP-Ansatz und die kontinuierliche Verbesserung wurden bereits in Abschnitt 'Entwicklungs- und Umsetzungsprozess' beschrieben. Ein besonderer Aspekt dabei ist das Experimentieren, das von IBM (2020) wie folgt beschrieben wird: „Es hat Vorteile, dass Your Learning von IBM für IBM entwickelt wird. Einer dieser Vorteile ist,

dass wir von unseren internen Nutzern die Erlaubnis haben, Dinge zu tun, die von unseren Kunden nur schwer oder gar nicht zu bekommen wären. Eines dieser Dinge ist A/B-Testing. Mit A/B-Testing können wir feststellen, ob eine Strategie relevantere Ergebnisse liefert als eine andere. Wir zeigen zwei verschiedenen Nutzergruppen zwei unterschiedliche, aber ähnliche Ergebnisse, während sie das Programm nutzen, und beobachten dann, welche Ergebnisse welche Aktionen hervorrufen. Die Ergebnisse, bei denen mehr Aktionen durchgeführt werden, deuten darauf hin, dass es umso relevanter ist. So verbessern wir das Modell. Wir finden heraus, was für die Nutzenden relevant ist.“ (eigene Übersetzung; S. 13).

Kategorie: Aufgabe

Direkte Abhängigkeiten:

- Gesamtbudget
- Klarer Nutzen für das Individuum, das Unternehmen und die gesamte Organisation

Kategorie: Aufgabe

Direkte Abhängigkeiten:

- Internes Marketing und Kommunikation
- Schnelle Weiterentwicklungsschleifen und Design Thinking

Generierung von fortlaufenden Erkenntnissen und deren Integration in optimierte Modelle:

Eine KI-basierte LXP basiert auf Modellen und Annahmen, die im Laufe der Zeit und in enger Interaktion mit den bereits laufenden Algorithmen verfeinert und erweitert werden können. Es scheint entscheidend zu sein, die Modelle kontinuierlich anzupassen und nach effektiveren Algorithmen zu suchen. IBM hat bereits einige Erkenntnisse gewonnen und wird diese weiter ausbauen. Sie werden laufend eingearbeitet. Gemäss IBM (2020, S. 6) konnte her-

ausgefunden werden, dass Konsumentenverhalten (z. B. Belegung von Kursen, ähnliches Verhalten verschiedener Personen) der wichtigste Indikator für Relevanz ist. Als weitere wichtige Indikatoren werden demografische Daten, die berufliche Funktion oder die Betriebszugehörigkeit genannt. Diesen wird jedoch eine weniger hohe Vorhersagekraft in Bezug auf die Relevanz zugesprochen.

Internes Marketing und Kommunikation: Gemäss IBM (2020, S. 10) kommt es insbesondere auf das Marketing an, wenn die Nutzung erhöht werden soll. Bei erfolgreichem internen Marketing werde Traffic auf der Plattform generiert. Das Digital Learning Marketing Team setzt Massnahmen dafür nicht nur direkt innerhalb von Your Learning um, sondern auch ausserhalb. Sie arbeiten an Aspekten wie:

- Wie können Mitarbeitende auf die Plattform geleitet werden?
- Wie bleiben die Mitarbeitenden auf der Plattform und nutzen sie wiederholt?
- Sie erinnern die Mitarbeitenden immer wieder daran. Wenn möglich an Touchpoints, an denen ein direkter Nutzen gefragt und nachgewiesen werden kann, wie z. B. bei Karriereberatungen (A4_14:24).

Your Learning verfügt selbst über mehrere Funktionen, die absichtlich für Marketingzwecke entwickelt wurden. Es „verfügt über Werbeinstrumente, die von gängigen digitalen Marketinginstrumenten inspiriert wurden. Spotlights zum Beispiel sind im Wesentlichen Online-Anzeigen, die von einem Anzeigenserver geschaltet werden. Suggested Matches sind von Google CPM-Käufen inspiriert, und so weiter. Bei IBM nutzen 99% aller IBMer weltweit regelmässig Your Learning. In der Sprache des Marketings

Kategorie: Aufgabe

Direkte Abhängigkeiten:

- Angemessene Nutzung
- Klarer Nutzen für das Individuum, das Unternehmen und die gesamte Organisation
- Befähigung
- User Experience
- Integration in Standardprozesse, Schaffung von Touchpoints

Kategorie: Aufgabe

Direkte Abhängigkeiten:

- Klarer Nutzen für das Individuum, das Unternehmen und die gesamte Organisation
- Befähigung
- User Experience

ist Your Learning eine wertvolle web property.“ (eigene Übersetzung; IBM, 2020, S. 10)

Neben Spotlights und Spielvorschlägen werden eine „prominente Positionierung der persönlichen Lernstatistik auf der Startseite der IBM-Mitarbeitenden im IBM-Intranet“ (Marten, 2021, S. 290) und empfohlene Kanäle genutzt (IBM, 2020, S. 13). Zusätzlich zu den bewusst in Your Learning eingebauten Möglichkeiten nutzt das Team auch andere Massnahmen, um Mitarbeitende auf die Plattform zu lenken:

- „Konventionelle Poster, Plakate und Tischkarten mit QR-Codes, die zur Plattform führen und Hinweise zu neuen Funktionen der Plattform enthalten;
- Werbematerialien wie Schlüsselbänder, Ausweisabzugsbänder, Tassen, Aufkleber und Bildschirmhintergründe für Laptops und Smartphones;
- Regelmässige Kommunikation per E-Mail über den Newsletter des IBM CLO (Chief Learning Officer)“ (Marten, 2021, S. 290).

Hier wird nicht nur für die Plattform, sondern auch für das Lernen selbst Marketing betrieben. Besonderes Augenmerk liegt auf der Verknüpfung der Förderung des kontinuierlichen Lernens, dem Bewussten Anstossen der Neugier als Antrieb für das Lernen und - als zentraler Bestandteil - der Nutzung von Your Learning (Marten, 2021, S. 289). Im Gegenzug werden die Daten von Your Learning bei der Gestaltung von Marketingmassnahmen genutzt: „Das Digital Learning Marketing Team nutzt die Daten von Your Learning, um überzeugende Marketingbotschaften zu erstellen, die zu einer höheren Nutzung führen“ (eigene Übersetzung; IBM, 2020, S. 10). Internes Marketing ist also nicht nur bei der Einführung, sondern auch während des Betriebs ein wichtiges Thema. Die Platzierung von kurzen Erinnerungen an verschiedenen Touchpoints ist ein wesentlicher Bestandteil des internen Marketings. „Ein Erfolgsfaktor für uns ist, dass wir die Tools immer wieder zeigen, wir halten immer wieder Best-Practice-Sitzungen ab, wir weisen auch in unseren Karrieregesprächen darauf hin“ (A4_14:24). Die Aufrechterhaltung der Marketingmassnahmen ist entscheidend für die Nachhaltigkeit der Nutzung. Dies sagt auch Marten (2021) aus: „[d]ieses Marketing wird kontinuierlich weiterbetrieben, insbesondere um den nächsten Punkt des kontinuierlichen Lernens zu fördern“ (eigene Übersetzung; S. 290).

Während Marketing auf eine hohe Nutzung abzielt, zielt die Befähigung auf eine angemessene und zielgerichtete Nutzung. Darüber hinaus müssen die Nutzererfahrung und der wahrgenommene Nutzen für die angesprochenen Zielgruppen hoch sein, damit die Marketingversprechen Wirklichkeit werden und glaubwürdig bleiben können. Diese beiden Erfolgsfaktoren sind also eng miteinander verwoben.

Manuelle Eingaben: Manuelle Eingaben sind in den folgenden drei Bereichen möglich: (1) für das Hinzufügen von Informationen; (2) für die Korrektur der KI-Algorithmen; und (3) für die Kontrolle, wer die Informationen sehen kann, z. B. Manager, Mentoren oder sämtliche Mitarbeitende. „Manchmal bekommt man Empfehlungen, bei denen man sich fragt: Hey, warum bekomme ich das? Das ist irgendwie seltsam“ (A3_6:27). In diesem Fall gibt es verschiedene Möglichkeiten zu Reagieren. Zum einen können Mitarbeitende ihre Angaben ändern und mit manuellen Eingaben ergänzen/überschreiben, um die Empfehlungen anzupassen. Es ist aber auch möglich, dass die auf den ersten Blick seltsam anmutenden Empfehlungen eine Schlussfolgerung des Algorithmus sind, die ein Mensch aufgrund seiner begrenzten Verarbeitungskapazität von Datenmengen nicht erkannt hätte und durchaus einen Mehrwert bietet. Wenn die manuellen Optionen nicht helfen, kann dem Entwicklungsteam über die verschiedenen Ad-hoc-Feedback-Kanäle eine Rückmeldung gegeben werden.

Kategorie: Aufgabe

Direkte Abhängigkeiten:

- Co-Entwicklung

Co-Entwicklung: Grundsätzlich können sich alle Mitarbeitenden an der Weiterentwicklung von Your Learning beteiligen. Es werden verschiedene Möglichkeiten angeboten, Feedback zu geben, Fragen zu stellen und Verbesserungswünsche zu äussern. Auf diesen spezifischen Erfolgsfaktor wird im Abschnitt 'Evaluation und normative Beurteilung' näher eingegangen. Möglichkeiten zur Mitentwicklung und zum Just-in-time-Feedback werden permanent angeboten. Gemäss Marten (2021, S. 290) wurde in der ersten Phase der Implementierung zusätzlich ein spezieller Kanal für Feedback und ein sogenannter „High-Touch-Support“ installiert, um die ersten Fragen und Rückmeldungen besonders gut abfangen zu können.

Kategorie: Aufgabe

Direkte Abhängigkeiten:

- Schnelle Weiterentwicklungsschleifen und Design Thinking

Schnelle Weiterentwicklungsschleifen und Design Thinking: Schnelle Weiterentwicklungsschleifen und Design Thinking sind weitere Erfolgsfaktoren: „Die letzte beste Erfahrung, die jemand gemacht hat, wird zur neuen Erwartung. Das ist eine hohe Messlatte für jedes Unternehmen, die es zu erreichen gilt. Deshalb setzen wir IBM Design Thinking ein, um Probleme mit der Geschwindigkeit und dem Umfang zu lösen, die moderne Lernende verlangen. Es hilft uns, die Probleme, die den Nutzern wirklich wichtig sind, besser zu verstehen, bahnbrechende Lösungen zu entwickeln und von Ideen zu Ergebnissen zu gelangen.“ (eigene Übersetzung; IBM, 2017b, S. 6)

Kategorie: Aufgabe

Direkte Abhängigkeiten:

- Multidisziplinäre Teams

Relativer Vorteil: Im Fall von IBM war die wahrgenommene Verbesserung der neuen Lösung gegenüber der vorherigen Lösung so signifikant, dass Your Learning trotz anfänglicher Schwierigkeiten problemlos akzeptiert wurde (A3_6:36). „Der Unterschied zu dem, was wir vorher hatten, war so gross und viel besser. Vorher hatten wir ein stabiles LMS. Sehr starr, denke ich. Und ja, man konnte damit auch lernen, aber man hatte nicht das gleiche Nutzererlebnis. Man konnte sein Profil nicht sehen, all die Lerninhalte, die man absolviert hat, die Anzahl der Badges, die man erworben hat [...] Also, als ich Your Learning zum ersten Mal sah, war es ein Wow-Faktor. Es war hochgradig integriert und alles war an einem Ort und so einfach zu navigieren.“ (A3_6:35)

Kategorie: Aufgabe

Direkte Abhängigkeiten:

- Klarer Nutzen für das Individuum, das Unternehmen und die gesamte Organisation
- User Experience

Interne Prozesse überdenken: Die folgenden Aussagen zeigen, dass bei der Einführung einer KI-basierten LXP die bestehenden Prozesse überdacht und in Kombination mit den neuen technologischen Möglichkeiten angepasst werden müssen:

Kategorie: Aufgabe

Direkte Abhängigkeiten:

-

„Sie müssen also Ihre Prozesse ändern. Chatbots zum Beispiel sind heutzutage gang und gäbe. Aber als wir anfangen, war das auch noch ein neues Konzept. Wir mussten also unsere Prozesse an das Support-Modell anpassen. Die Frage, wie Sie Ihre Mitarbeitenden dabei unterstützen können, sich die Daten anzuschauen, ist natürlich ein wichtiger Punkt. Wie gehe ich mit Daten um? Früher hatten wir eine grosse Datenbank und alle möglichen Berichte. Man muss sich überlegen, wie man mit all diesen Berichtsanforderungen umgeht. Was ist Selbstbedienung, was nicht? Wie komme ich vom Reifegrad, von der Standardberichterstattung zur vorausschauenden Berichterstattung? Das war eine grosse Änderung“ (A2_5:40).

„Wir mussten die Art und Weise, wie wir unseren Kunden Inhalte und Lerninhalte vermitteln, völlig neu überdenken, und zwar durch die Zusammenarbeit mit unseren Kunden, d. h. mit unseren internen Geschäftsführern und von den Geschäftsführern zu den Lernenden. Wir mussten lernen, wie man fährt, was die Fahrt ist und wie man bestimmte Informationen nutzt, damit sie sich weiterentwickeln“ (A2_5:3).

Tagging: Je besser die Inhalte in Your Learning vorgeschlagwordet sind, desto effektiver können die Algorithmen sie verarbeiten und nutzen. Tagging ist somit ein wesentlicher Erfolgsfaktor (IBM, 2020,

Kategorie: Aufgabe

Direkte Abhängigkeiten:

- Inhalt/Angebote

S. 10). Bei der Verschlagwortung spielen verschiedene Akteure eine Rolle, insbesondere SME, aber auch die Personalentwicklung selbst. Die folgende Beschreibung veranschaulicht die grundlegende Logik der Verschlagwortung:

„Wenn Your Learning eine Lernaktivität von einer vertrauenswürdigen Quelle erhält, stehen ihm diese Informationen zur Verfügung, um zu 'wissen', worum es sich bei der Lernaktivität handelt. Titel/Beschreibung/Metadaten wie Tags. Manchmal sind diese Informationen spärlich. Diese Knappheit ist besonders wahrscheinlich bei Lernaktivitäten, die aus einem LMS des Unternehmens stammen. Ohne den Inhalt eines aussagekräftigen Titels und einer Beschreibung haben die KI-Routinen von Your Learning manchmal nicht viel, womit sie arbeiten können. Durch das Hinzufügen von Tags zu Lernaktivitäten können Sie den KI-Routinen mehr Informationen zur Verfügung stellen, so dass die Lernaktivität eine grössere Chance hat, einem geeigneten Publikum empfohlen zu werden.“ (eigene Übersetzung; IBM, 2020, S. 11)

User Experience: Die permanente Arbeit an der User Experience und der Learning Journey kann sich sehr positiv oder sehr negativ auf eine erfolgreiche Adoption auswirken und muss mit hoher Priorität behandelt werden: „Eine kaputte Learning Journey bedeutet weniger Exploration des Lernens, weniger Eintauchen in das Lernen und weniger geschäftliche Auswirkungen durch die Annahme des Lernens. Denken Sie an den Online-Einkauf; eine unangenehme Reise bedeutet Umsatzverluste und eine düstere Zukunft für den E-Store.“ (eigene Übersetzung; IBM, 2017b, S. 6)

Kategorie: Aufgabe

Direkte Abhängigkeiten:

- Klarer Nutzen für das Individuum, das Unternehmen und die gesamte Organisation
- Umgang mit Kaltstart-Problem

Schlüsselbereiche innerhalb der User Experience sind laut IBM (2017a, 9, 15) und IBM (2017b, S. 2):

- Die Einfachheit der Nutzung und Präsentation;
- Zielgerichtetheit;
- Ermöglichung eines durchgängigen Erlebnisses;
- Angleichung der Nutzererfahrung an die Verbraucherwelt.

Hinsichtlich der Anbindung an Lösungen aus der Konsumentenwelt fungieren einige Unternehmen als wesentliche Benchmarks. IBM (2017b, S. 2) nennt insbesondere Netflix und Amazon als Vorbilder. Die Menschen haben sich inzwischen an einen gewissen Standard gewöhnt, den sie auch beim Lernen vorfinden möchten. Stichworte dafür sind responsive Design, intelligente Suchfunktionen oder ein ansprechendes Layout. „Die letzte beste Erfahrung, die jemand gemacht hat, wird zur neuen Erwartung - eine hohe

Messlatte für jedes Unternehmen“ (eigene Übersetzung; IBM, 2017b, S. 6). Ohne einen klaren persönlichen Nutzen reiche ein hervorragendes Nutzererlebnis jedoch nicht aus.

TECHNOLOGIE

Datenmenge: IBM (2020, S. 9) betonte die Wichtigkeit der Differenzierung zwischen der Forderung nach ‘mehr Daten’ in Bezug auf die Datenkategorien oder auf die Anzahl der Daten in jeder Kategorie. Entscheidend für das Verständnis dieser Unterscheidung ist die Erkenntnis, dass es falsch ist, zu behaupten, je mehr Datenkategorien, desto besser. Entschei-

dend ist vielmehr, dass pro Kategorie eine beträchtliche Menge an Daten vorhanden ist. Solche Kategorien könnten die Anzahl der Seitenbesuche und die Anzahl der abgeschlossenen Module sein. Ein ungefährender Hinweis darauf, wie viele Daten pro Kategorie das Minimum darstellen, zeigt IBM (2020, S. 7). Als ungefähre Angabe, wie viele Daten pro Kategorie das Minimum darstellen, nannte die Studie ca. 100 Datenpunkte, was jedoch mit Vorsicht zu geniessen ist, da die Bedeutung jedes einzelnen Falls berücksichtigt werden muss. Zum Beispiel ist es wichtig, dass Muster erkannt werden können. Das folgende Zitat gibt weitere Hinweise:

„[D]ie Bearbeitung einer Tag-Gruppe mit dem KI-basierten Tagging-Tool Watson Tag Advisor (WTA) erfordert etwa 300 positive und negative Beispiele, bevor mit 95-prozentiger Sicherheit davon ausgegangen werden kann, dass das Muster für diese bestimmte Tag-Gruppe korrekt erkannt wird und die Lernaktivitäten, die zu dieser Tag-Gruppe gehören, entsprechend markiert werden können. In Anbetracht der über 80.000 Lernaktivitäten in der IBM-Instanz von Your Learning sind 300 Beispiele eine sehr angemessene Grösse.“ (eigene Übersetzung; IBM, 2020, S. 7)

Neben der reinen Datenmenge ist auch die Datenqualität entscheidend. Wenn die Qualität nicht stimmt, nützt auch eine grosse Menge an Daten nichts.

Datenqualität: Schlechte Daten führen gemäss IBM (2020, S. 8) zu schlechten Resultaten. Doch was bedeutet ‘schlechte Daten’? Wie kann man schlechte Daten verhindern und die Qualität der Daten sicherstellen? Die Untersuchung der Daten auf mögliche

Verzerrungen ist entscheidend. „Die Daten können auf irgendeine Weise verzerrt sein, die nicht offensichtlich ist, wenn man die Daten nur ansieht. Eine nicht offensichtliche Quelle für Verzerrungen ist, wenn nur einige wenige vertrauenswürdige Quellen

Kategorie: Technologie

Direkte Abhängigkeiten:

- Abstimmung, Zusammenarbeit und Standardisierung zwischen den Geschäftsbereichen
- Datenqualität
- Umgang mit Kaltstart-Problem

Kategorie: Technologie

Direkte Abhängigkeiten:

- Konsistenz der Datenlogik
- Datenanalysten

Metadaten haben, die die meisten nicht haben. Eine andere Quelle für Verzerrungen kann in den Daten selbst liegen. Die einzige Möglichkeit, dies herauszufinden, ist eine statistische Analyse der Daten, um festzustellen, ob/wie sie verzerrt sind.“ (eigene Übersetzung; IBM, 2020, S. 9). Eine genaue Dokumentation und laufende Überprüfungen im Hinblick auf mögliche Verzerrungen und andere Schwachstellen sind unabdingbar. Für diese Zwecke werden Datenwissenschaftler*innen eingesetzt. Sie achten darauf, „(1) ob es tatsächlich eine Korrelation zur Relevanz gibt, (2) ob die Daten nicht in irgendeiner Weise verzerrt sind und (3) ob tatsächlich genügend Daten vorhanden sind“ (eigene Übersetzung; IBM, 2020, S. 20). In jedem Fall muss sichergestellt werden, dass die Datenerhebung und -verwendung mit den Leitlinien übereinstimmt. Insbesondere bei externen Daten ist das Vorhandensein von Service Level Objectives (SLOs) als Teil einer allgemeinen Dienstleistungsvereinbarung (SLA) sowie aller Sicherheitsvorkehrungen als elementar anzusehen (A2_5:44).

API/Micro-Services: Lernaktivitäten finden nicht nur in IBM Your Learning statt. Die Aktivitäten werden in vielen anderen HR- und Geschäftsanwendungen durchgeführt. Wertvolle Lerndaten werden in

Kategorie: Technologie

Direkte Abhängigkeiten:

-

verschiedenen Anwendungen generiert und gespeichert. Daher ist es unerlässlich, die relevanten Informationsquellen mit IBM Your Learning zu verknüpfen. Ermöglicht wird dies durch API/Micro-Services: „In ‘nicht-technischen’ Begriffen bedeutet dies, dass alle Daten über minimale API-Aufrufe oder eine Micro-Service-Architektur abgerufen werden. Ein Microservice ist eine Design-Philosophie, die besagt, dass es besser ist, viele kleine Dienste zu haben, die während der Laufzeit nach Bedarf zusammengestellt werden können, als ein paar grosse Dienste zu haben.“ (eigene Übersetzung; IBM, 2017a, S. 22). Das bedeutet, dass beispielsweise ein herkömmliches LMS oder andere Lernplattformen und -systeme, die in einem Unternehmen bereits im Einsatz sind, nicht unbedingt abgekoppelt werden müssen. Vielmehr ist es entscheidend, die verschiedenen Dienste miteinander zu verknüpfen. Die folgende Aussage verdeutlicht das: „Und wir sagen, ihr müsst das alles nicht wegwerfen, denn wir können Konnektoren zu diesen LMS bauen, diese einzelnen LMS werden zu eigenen, vertrauenswürdigen Quellen“ (A1_15:23). API/Mikrodienste stellen eine potenzielle Barriere dar, wenn sie nicht verfügbar sind.

Learning Record Store/Data Warehouse und

Data Pipes: Interne und externe Daten fließen in Your Learning zusammen. Die Angebote und Daten müssen nicht zwingend in Your Learning erzeugt werden, sondern dort zusammenfließen. Data Pipes und ein Learning Record Store sind elementar, um

dies zu gewährleisten: „Solange Sie den Konnektor und den Lerndatensatzspeicher haben, der alle Bewegungen der Daten verfolgt, ist es in Ordnung. Data Pipes sind das Schlüsselwort, um die Daten zu verfolgen“ (A2_5:42).

Kategorie: Technologie

Direkte Abhängigkeiten:

- API/Micro-Services
- Datenqualität
- Tagging

Umgang mit Kaltstart-Problem: „Routinen in Your Learning benötigen Daten, um ihre Arbeit zu verrichten, aber es gibt ein Henne-Ei-Problem bei einer neuen Installation von Your Learning: YL verfügt über grossartige Empfehlungsfunktionen, aber ohne Daten ist es schwierig, diese von Zufälligkeiten zu unterscheiden.“ (eigene Übersetzung; IBM, 2020, S. 7)

Das Kaltstart-Problem bedeutet eine Barriere in Bezug auf die erste Nutzungserfahrung sowie in Bezug

Kategorie: Technologie

Direkte Abhängigkeiten:

- Klarer Nutzen für das Individuum, das Unternehmen und die gesamte Organisation
- Inhalt/Angebote
- Internes Marketing und Kommunikation
- Relativer Vorteil
- Transparenz

auf die Erprobbarkeit und Demonstrierbarkeit einer KI-basierten LXP. „Das Kaltstart-Problem ist der Hauptgrund, warum die derzeitige Strategie des Verkaufs von Proofs of Concepts (POCs) die KI-Fähigkeiten von Your Learning nicht zeigen kann. Es gibt typischerweise nur sehr wenige Nutzende und sehr wenige Lernaktivitäten, so dass es nur sehr wenige Daten gibt.“ (eigene Übersetzung; IBM, 2020, S. 8) Da das System seinen Mehrwert erst durch die kontinuierlich gewonnenen und genutzten Daten entwickelt, liegt die Anfangszeit unter dem eigentlichen Potenzial. Damit sich das KI-basierte System schnell verbessern kann, sind viele Daten und damit eine hohe Nutzung notwendig.

Die Strategie von IBM zur Entschärfung des Kaltstart-Problems besteht darin, mit wenigen historischen Eingabedaten zu beginnen, damit das System bereits erste Annahmen treffen und eine Personalisierung in grosser Höhe vornehmen kann. Danach wird die Nutzung erhöht, wodurch Daten generiert werden.

Zusammengefasst: Obwohl sich mehr Erfolgsfaktoren als Hindernisse herauskristallisiert haben, ist es wichtig, möglichen Hindernissen eine besondere Aufmerksamkeit zu widmen. Werden sie nicht beachtet, ist die Wahrscheinlichkeit, dass die Umsetzung scheitert, ausserordentlich hoch. Erschwerend kommt hinzu, dass die Erfolgsfaktoren

und Hindernisse nicht alle in dieselbe Richtung zielen. In dieser Fallstudie traten die folgenden Spannungen auf:

- Komplexe Prozesse/viele Funktionen im Vergleich zu einer schlanken, benutzerfreundlichen Oberfläche/UX
- Kaltstart-Problem vs. hoher Nutzen/hohe Nutzung
- Kontinuierliches Lernen vs. tägliche Arbeit
- Lernaktivitäten auf der Plattform im Vergleich zu anderen Lernaktivitäten
- Lernen für mich selbst vs. Nutzung von IBM Your Learning für IBM
- Hohe Nutzung vs. angemessene Nutzung

Die Personalentwicklung kann direkt oder indirekt zu vielen der ermittelten Erfolgsfaktoren und Hindernisse beitragen. Im nächsten Abschnitt werden die verschiedenen Rollen und Aufgaben der Personalentwicklung, die sich im Zusammenhang mit dem Einsatz einer KI-basierten LXP ergeben, genauer analysiert.

Die Rolle der Personalentwicklung bei der Interaktion mit einem KI-basierten LXP

Wie funktioniert die Mensch-Maschine-Interaktion im Rahmen von YourLearning@IBM? Welche Schlussfolgerungen lassen sich aus den untersuchten Daten zur Augmentation ziehen? Wie wirkt sich der Einsatz von KI auf die Rolle der L&D-Professionals aus?

Die Befragten, die bereits täglich mit Your Learning und anderen KI-basierten HR-Anwendungen zu tun haben, befürchten nach eigener Aussage nicht, vollständig ersetzt zu werden. Dies wurde durch die folgende klare Aussage verdeutlicht: "Ich denke, es ist eine Partnerschaft. KI hilft uns enorm, zu viel nützlicheren Erkenntnissen zu kommen. Lassen Sie es mich so formulieren. Auf individueller Ebene würde ich, wenn ich die Daten und Erkenntnisse selbst aus dem System extrahieren müsste, enorm viel Zeit verlieren und hätte wahrscheinlich nur die Hälfte der Daten oder des Gesamtbildes. Ich denke also, dass KI mir hilft, ein vollständigeres Bild zu bekommen und aufschlussreichere Informationen zu erhalten, die mir bei der Beratung des Unternehmens helfen. Ich glaube nicht, dass die KI mich jemals ersetzen wird, weil man in unseren Aufgaben viele Dinge kombinieren muss" (A3_6:23). Marten (2021) wiederholte dieses Argument: „Systeme mit kognitiven Fähigkeiten - künstliche Intelligenz (KI) – müssen zu Unterstützung von Menschen dienen, nicht diese ersetzen. Das schafft Vertrauen und verstärkt die Akzeptanz bei der Einführung solcher Systeme“ (S. 297).

Es herrschte jedoch auch Einigkeit darüber, dass sich die Arbeitsweise, die Rollen und die Kompetenzen aufgrund des KI-Einsatzes sowie kultureller und philosophischer Vorstellungen ändern werden. Es scheint realistisch, dass sich bestimmte Rollen und Aufgaben ändern, verschwinden oder neu entstehen werden. „Was den Personalbestand betrifft, würde ich sagen, dass sich für die Schweiz noch nichts geändert hat. In der Form, dass wir deswegen Personal abgebaut haben. Nein, aber wir haben mehr Kapazität, um zusätzliche Aufgaben zu übernehmen. Denn unsere Beratungen werden einfacher, sie sind systembasiert. Langfristig denke ich, dass es zunehmend ein Wechselspiel sein wird. Wir werden vielleicht nicht mehr in der Rolle des Karriereberaters gebraucht, weil die Mitarbeitenden immer mehr Verantwortung für sich selbst übernehmen. Aber die Unterstützung für die Strategie wäre dann wieder unsere Aufgabe“ (A4_14:18). Zudem werden KI-basierte Lösungen im Arbeitsalltag allgegenwärtig. „Also, es handelt sich um eine sehr starke Interaktion zwischen den Systemen, aber auch zwischen den Anwender*innen - Mensch und Maschine“ (A4_14:20).

Darüber hinaus zeigen die Wechselwirkungen zwischen KI-Lösungen und Personalentwicklung verschiedene Arten der gegenseitigen Ergänzung und Erweiterung.

Der Mehrwert von KI in der Mensch-Maschine-Interaktion

Aus der Augmentationsperspektive beschreiben die Interviewpartner und Dokumente die Interaktion zwischen Mensch und Maschine auf unterschiedliche Weise. Die Tabelle 45 stellt verschiedene Arten dar, in denen IBMer den Mehrwert der KI-Lösung in der direkten Interaktion mit dem Menschen beschreiben. Die Beispiele sind nach dem Rahmen von Daugherty und Wilson (2018, S. 16) mit „Menschen ergänzen Maschinen“ und „KI verleiht Menschen Superkräfte“ strukturiert.

Tabelle 45: Mehrwert der KI in der Mensch-Maschine-Interaktion
(eigene Darstellung)

Bezug zu Daugherty und Wilson (2018, S. 16)	Zusätzlicher Wert	Beschreibung
Menschen ergänzen Maschinen	Allgemeine Unterstützung	KI wird in diesem Zusammenhang auch als Unterstützung bezeichnet. „Im Moment ist es eine grosse Unterstützung für uns als Berufsberater. Also diese persönliche Note. Man hört auch sehr oft Mensch und Maschine. Das wird ab heute voll gelebt. Also wir nutzen künstliche Intelligenz, durch die die Systeme miteinander spielen, Vorschläge entwickeln und dem HR-Partner ein Bild geben, dass sich Mitarbeitende kontinuierlich entwickeln“ (A4_14:18).

Menschen ergänzen Maschinen	Unterstützung bei Entscheidungen	KI dient auch als Entscheidungshilfe in einer Vielzahl von Angelegenheiten. Beispiele sind Gehaltserhöhungen oder strategische Entscheidungen über die Fortführung oder Beendigung von Lernangeboten.
Menschen ergänzen Maschinen	Entlastung	Die HRD-Ressourcen werden für zusätzliche Aufgaben und kreativere oder intellektuell anregendere Rollen frei (A1_15:27; A4_14:18). Eine Befragte gab zu bedenken, dass die Abschaffung von IBM Your Learning zu viel mehr Arbeit führen würde: „Wenn ich es selbst aus dem System extrahieren müsste, würde ich enorm viel Zeit verlieren“ (A3_6:23).
Menschen ergänzen Maschinen	Automatisierung	„Vor mehr als sechs Jahren verbrachten die IBM-Mitarbeitenden alle sechs Monate mindestens 15 Minuten mit der Bewertung ihrer Fähigkeiten. Jeder Manager überprüfte und genehmigte die Bewertung, was zu Millionen von Dollars an Zeitaufwand [...] und ungenauen Datenergebnissen führte. Mit Skills Inference aktualisieren KI-Algorithmen regelmäßig das Kompetenzprofil eines Mitarbeitenden, indem sie Informationen aus verschiedenen Quellen wie Lebensläufen, Leistungsbeurteilungen und Feedback der letzten Jahre (Manager, Peer Review, Projektbewertungen), Social-Media-Profilen und abgeschlossenen Schulungen ableiten.“ (eigene Übersetzung; IBM, 2021, S. 20)
KI verleiht Menschen Superkräfte	Denkhilfe	KI-basierte Lösungen bieten Entlastung und helfen, Zeit zu sparen. Ein weiterer Mehrwert von KI ist ihre Rolle als Denkhilfe, was sich in den Beispielen von Assessments, Karriereberatungen oder auch Mitarbeitendengesprächen zeigt. „Oft machen wir im Laufe des Jahres so viele Dinge, dass man sich gar nicht mehr daran erinnern kann“ (A4_14:29). Durch die Auswertung verschiedenster Quellen und entsprechende Übersichten trägt KI dazu bei, dass Informationen nicht vergessen werden und zum richtigen Zeitpunkt abgerufen werden.
KI verleiht Menschen Superkräfte	Reichhaltigere Einblicke	KI hilft auch dabei, umfassendere oder tiefere Einblicke und zusätzliche Informationen zu gewinnen, die in dieser Form einzeln nicht generiert werden könnten: „KI hilft uns enorm, zu viel nützlicheren Erkenntnissen zu kommen. Lassen Sie es mich so formulieren. Auf individueller Ebene [...] hätte ich wahrscheinlich nur die Hälfte der Daten oder die Hälfte des Bildes. KI hilft mir also, ein komplettes Bild zu bekommen und aufschlussreichere Informationen zu erhalten, die mir bei der Beratung des Unternehmens helfen“ (A3_6:23). „Ein Mensch, der ein überraschendes KI-Ergebnis sieht, hat oft einen Aha-Moment, wenn er über eine Empfehlung nachdenkt, weil die KI-Maschine eine Verbindung hergestellt hat, die in irgendeiner Weise Sinn macht. Was das Lernen betrifft, so kommt dieser Aha-Moment, wenn man sich Empfehlungen ansieht und zu sich selbst sagt: 'Das ist interessant', wenn man eine bestimmte Empfehlung betrachtet.“ (eigene Übersetzung; IBM, 2020, S. 5–6)

Die folgenden drei Attribute beschreiben die Hierarchie und die Aufteilung der spezifischen Aufgaben zwischen Mensch und Maschine im Kontext von Your Learning bei IBM:

Der Mensch hat das letzte Wort: Die Hierarchie zwischen menschlichen Entscheidungen und KI-generierten Schlussfolgerungen wird mit „der Mensch hat das letzte Wort“ umschrieben. „Am Ende entscheidet immer der Mensch“ (A4_14:18). Diese Hierarchie

ist zum einen darin zu sehen, dass KI-generierte Empfehlungen, Vorschläge und Bewertungen jederzeit von der betroffenen Person übersteuert werden können. Ein Grund ist die Qualitätssicherung, ein anderer die Vermeidung möglicher Verzerrungen durch unvollständige Daten. So können beispielsweise Personen, die ein Projekt abgeschlossen haben, diese Informationen in das System eingeben oder nicht.

Arbeitsteilung: Künstlich generierte und manuell bearbeitbare Teile: IBM Your Learning beinhaltet eine Kombination aus künstlich generierten und manuell bearbeitbaren Teilen. IBM (2020) bezeichnet dies als „Zwei Pole: Scale vs. Expertise. Das Team von Your Learning verwendet ein Designmuster, mit dem es dasselbe Problem mit zwei verschiedenen Strategien löst. Auf der einen Seite des Spektrums entwickeln sie Werkzeuge, die in grossem Massstab funktionieren, während sie auf der anderen Seite Werkzeuge entwickeln, die es den SMEs ermöglichen, eine Lösung auf der Grundlage ihres Fachwissens anzubieten. Dies ist ein grundlegendes Designmuster, das sich durch Your Learning zieht“ (eigene Übersetzung; S. 4). „Es ist jedoch auch wahr, dass Kunden (und IBM) typischerweise eine Handvoll an Fähigkeiten haben, die sie als strategisch für ihr Unternehmen ansehen. Sie wollen diesen Fähigkeiten die Aufmerksamkeit eines SME schenken. Deshalb bietet Your Learning den SMEs auch die Möglichkeit, Lernaktivitäten von Hand mit Fähigkeiten zu verknüpfen. Your Learning erkennt, dass ein von einem SME erstellter Kanal relevanter ist als ein von der eigenen KI-Engine erstellter, so dass von SME erstellte Kanäle immer Vorrang haben.“ (eigene Übersetzung; IBM, 2020, S. 10). Dieses Beispiel unterstreicht die Idee der Arbeitsteilung und der Entlastung von lästigen, sich wiederholenden Aufgaben.

Der Mensch an der Spitze, KI als Skalierer: Eine andere Art der Zusammenarbeit kann als ‘Mensch in der Führung, KI als Skalierer’ bezeichnet werden. Ein Beispiel dafür ist das Tagging, bei dem es um den Umgang mit grossen Datenmengen geht. „Mit dem Watson Natural Language Classifier vergeben die Benutzer die Tags nicht mehr direkt, sondern trainieren den Watson Tag Advisor, welche Lernmöglichkeiten für einen bestimmten Satz von Tags relevant sind. Wenn sie dann sicher sind, dass Watson Tag Advisor gut gelernt hat, können sie ihn auf die gesamte Datenbank der Lernaktivitäten loslassen. Watson Tag Advisor übernimmt dann die Verschlagwortung grosser Mengen, für die ein Mensch Dutzende von Stunden benötigen würde. Dies gilt für bestehende Inhalte, aber auch für neue Inhalte, die hinzugefügt werden“ (eigene Übersetzung; IBM, 2020, S. 12). Je nach Thema oder Tag kann entschieden werden, ob ein Tag-Vorschlag erstellt werden soll oder ob das Tagging direkt automatisiert werden soll (IBM, 2020, S. 19). Die Hoheit über die Tags liegt derzeit bei einer autorisierten Gruppe von Personen, die die Algorithmen trainieren und über die Tags entscheiden. Diese Personen,

häufig SME, werden durch Gamification dazu angehalten, Trainingsdaten zu generieren und bereitzustellen (IBM, 2020, S. 19). Die Fähigkeit von Algorithmen, eine grosse Datenmenge konsistent zu verarbeiten und die Subjektivität bei der Markierung zu verringern, ist ein Vorteil (A1_15:26).

Nach den Aussagen der Befragten und den analysierten Dokumenten sind KI-Technologien für verschiedene Aufgaben innerhalb der Wertschöpfungskette der Personalentwicklung geeignet. Die Liste in Tabelle 46 hebt KI-Anwendungen für verschiedene Aufgaben hervor, die in der Fallstudie explizit genannt wurden. Sie zeigt, dass KI zahlreiche Aufgaben innerhalb der Personalentwicklung ergänzen kann.

Tabelle 46: KI-Nutzung für HRD-Aufgaben im Fall YourLearning@IBM
(eigene Darstellung)

Prozessschritt	Beispiele aus dem Fall YourLearning@IBM
Bedarfsklärung, Diagnostik und Lernzielsetzung	– Verschiedene Watson-Funktionalitäten – Auswertung von Rückmeldungen und Vorselektion/Scanning von meist grossen Datenmengen und kontinuierlich (24/7) – Eigene Entwicklungsplanung (Eigenverantwortung, selbstgesteuertes Lernen) durch Anleitung und Anregungen – Inspiration für Entwicklungsmassnahmen/Hilfe zur Selbsthilfe für Führungskräfte und Mitarbeitende zugleich – Berufs- und Karriereberatung unter Einbeziehung verschiedener Informationsquellen – Entwicklungsplanung im Team/mit der Führungskraft in der Rolle als Personalentwickler*in durch Aufzeigen von Benchmarks, Kompetenzlücken etc.
Konzeption und Erstellung von Lernangeboten	In dieser Fallstudie nicht explizit untersucht
Kuratieren und Orientierung	– Kuratieren – Lernempfehlungen und Erstellung von Lernpfaden – Tagging
Trainings und Kurse (online, hybrid, physisch) mit menschlichen Trainer*innen, Moderator*innen	In dieser Fallstudie nicht explizit untersucht
Moderierte Lern- und Reflexionsprozesse im Arbeitsfeld	
Lernen on demand/selbstgesteuertes Lernen (ohne menschliche Trainer*innen, Moderator*innen)	
Erweiterte Trainings und Leistungshilfen/Lernen im Prozess der Arbeit/Performance-Support	
Austausch und Lernen von und miteinander	– Vernetzung von Menschen mit anderen Menschen oder Inhalten
Transfersicherung und Lernprozessbegleitung	– Reflexionshilfe
Evaluation und Qualitätsentwicklung	In dieser Fallstudie nicht explizit untersucht
Rahmenbedingungen gestalten und Portfoliomanagement	– Marketing – Orientierungshilfe bei Beförderungen und Gehaltsentscheidungen durch Vergleiche
Administration	In dieser Fallstudie nicht explizit untersucht

Dieser Überblick konzentriert sich auf die im analysierten Material erwähnten KI-Anwendungen. Weitere Fallstudien und Untersuchungen werden zusätzliche Ergebnisse liefern.

Drei der Aufgaben werden durch den Einsatz eines KI-basierten Systems erst relevant, können gleichzeitig jedoch direkt mit KI-basierter Unterstützung gemeistert werden. Dazu gehören: Marketing, Kuratieren und Verschlagwortung/Tagging:

Beispiel Marketing: Der Einsatz eines KI-basierten LXP macht es erforderlich, die Rolle des Marketings auf Seiten der Personalentwicklung zu erweitern. Gleichzeitig helfen die von der KI-basierten Lösung generierten Daten und Erkenntnisse dabei, Marketingaufgaben besser auszuführen und Marketingbotschaften personalisierter zu gestalten. Die Nutzung der Daten, die das System zurückmeldet, führt zu besser geeigneten Massnahmen. (IBM, 2020, S. 10)

Beispiel Kuratieren: Interviewpartner A1 demonstrierte die Relevanz des Kuratierens: „KI ist ein perfekter Wegbereiter für das Kuratieren. So verwenden wir Watson Tag Advisor als primäres Werkzeug dazu. Wir können Tausende von Inhalten in der Zeit durchsehen, die ein einzelner Mitarbeiter für vielleicht zehn Inhalte benötigen würde, und wir können dies effektiver und konsistenter tun und die Subjektivität entfernen. KI ist also ein entscheidendes Werkzeug, wenn es um das Lernen geht, und der Tag Advisor ist in die Your Learning-Plattform integriert“ (A1_15:16).

Beispiel Tagging: Im Interview A2 wird das Tagging als eine wichtige und neue Aufgabe genannt, die durch KI ergänzt werden kann: „Die Verwaltung von Inhalten ist eine Kunst für sich. Und da kommt wieder die KI ins Spiel. Man braucht KI, um sich zu helfen, denn man kann das nicht bewältigen, wenn Hunderttausende von neuen Lernaktivitäten aus vertrauenswürdigen Quellen einfließen. [...] Wir haben ein Tool namens Watson Amplify, das alle Tags, die positive und negative Stimmung analysiert und scannt und einen Workflow automatisiert, um die Owner*innen zu benachrichtigen“ (A2_5:58).

Neben den oben genannten Beispielen ist auch zu beachten, dass der Einsatz einer KI-basierten LXP zu einer Verlagerung bestimmter Aufgaben weg von der Personalentwicklung hin zu den Mitarbeitenden führt.

Beispiel für eine Verlagerung der Verantwortung von der Personalentwicklung auf Mitarbeitende: Die folgenden beiden Zitate veranschaulichen die Verlagerung verschiedener Verantwortlichkeiten im Zusammenhang mit einem KI-basierten LXP:

„L&D ist nicht mehr Owner. Oder das Unternehmen. Owner ist jede*r. Ich kann also innerhalb von ein paar Sekunden eine Aktivität hochladen, wenn ich auf etwas stosse oder selbst Inhalte generieren.“ (A2_5:58)

„Die Umstellung auf ein Plattformmodell bedeutet, die Kontrolle darüber aufzugeben, wie und was die Mitarbeitenden lernen.“ (eigene Übersetzung; IBM, 2017b, S. 2)

Darüber hinaus erfordert der Einsatz einer KI-basierten Lösung, insbesondere deren erfolgreiche Einführung und Umsetzung im Arbeitsalltag, zusätzliche, für die Personalentwicklung zum Teil neue Rollen. Die Rolle der Personalentwicklung ändert sich im Zusammenhang mit der erfolgreichen Einführung einer KI-basierten LXP spürbar, wie die folgende Aussage zeigt:

„Wir mussten die Art und Weise, wie wir Inhalte und Lerninhalte an unsere Kunden weitergeben, völlig neu überdenken, und zwar durch die Zusammenarbeit mit unseren Kunden, d. h. mit unseren internen Geschäftsführer*innen und von den Geschäftsführern zu den Lernenden. Wir mussten lernen, wie wir das Lernen vorantreiben können, wie die Fahrt aussieht und wie wir bestimmte Informationen nutzt, damit sie sich weiterentwickeln. Natürlich hat sich die Plattform weiterentwickelt, unsere Kultur hat sich weiterentwickelt. Und natürlich versuchen unsere L&D-Experten, sich darauf einzustellen“ (A2_5:3).

In einem Whitepaper stellt IBM (2017b) vier kritische Rollen für die Personalentwicklung vor, die ihrer Erfahrung nach für den Erfolg in der neuen KI-basierten Lernlandschaft von zentraler Bedeutung sind:

1. **„Cloud-Lösungsarchitekt*innen**, die für Cloud- und kognitiv-basierte Funktionen wie Bluemix, Watson, Lernwerkzeuge, Webanalyse und andere SaaS-basierte Dienste geschult sind. Sie sind in der Lage, geeignete Technologien, Partner und Programme zu integrieren, um die digitale Lernplattform zu verbessern, was wiederum ein verbessertes Lernerlebnis bedeutet.
2. **Design-Gurus/Design-Thinking-Gurus**, die sich bemühen, die Lernreise so zu gestalten, dass sie anregend und inspirierend ist. Sie beziehen kontinuierlich Feedback ein, um die Website zu verbessern, und arbeiten mit den Kund*innen zusammen, um optimale Lösungen für alle zu finden.
3. **Content- und Merchandise-Fanatiker*innen**, die die Teams leiten, die Lernangebote entwickeln, vermarkten, verkaufen und bereitstellen. Sie kennen die Landschaft und wissen, was die Nutzer*innen suchen. Sie sorgen dafür, dass die Website attraktiv bleibt, arbeiten daran, Besucher*innen zu generieren, und helfen dabei, Änderungen vorzunehmen, die das Nutzererlebnis verbessern.

4. **Kurator*innen und Community-Leiter*innen**, die die Inhalte überwachen, um sicherzustellen, dass sie relevant, organisiert und die besten verfügbaren Inhalte sind. Sie bemühen sich, die Bedürfnisse und die Neugier der Nutzer*innen zu erfüllen“ (eigene Übersetzung; S. 4).

Durch die Interviews und weitere interne Dokumente konnten zusätzlich zu den im Whi-tepaper genannten Aspekten noch weitere Rollen, Kompetenzen und Themen identifiziert werden, die im Zusammenhang mit IBM Your Learning und damit mit KI-basierten Lösungen in der Personalentwicklung an Bedeutung gewinnen. Die ersten beiden Rollen, Marketing und Befähigung für unterschiedliche Zielgruppen, wurden direkt aus zwei zentralen Erfolgsfaktoren abgeleitet. Auch die anderen identifizierten Rollen erlauben enge Verbindungen zu den Erfolgsfaktoren, da sie diese unterstützen.

Marketing: „Der Bereich Lernen hat in der IBM seine eigene Marketingfunktion“ (Marten, 2021, S. 290). Interviewpartner A2 betonte die Bedeutung des Marketings als eine L&D-Fähigkeit wie folgt:

„Wenn man wirklich über die Fähigkeiten nachdenkt, die L&D und HRD brauchen, habe ich die Fähigkeiten im digitalen Marketing erwähnt. [...] Alle müssen diese digitalen Marketingmuskeln entwickeln. Das bedeutet, anders zu denken, die Endverbraucher im Blick zu haben und die Art und Weise zu ändern, wie man etwas auf den Markt bringt. [...] [W]ie kann man sich engagieren? Wie übernimmt man auch die Verantwortung dafür, die Leute zu motivieren, zuerst auf eine Plattform zu gehen?“ (A2_5:19).

Geeignete Massnahmen zu den folgenden Fragen sind erforderlich:

- Wie kann Traffic erzeugt werden?
- Wie kann kontinuierliches Lernen gefördert werden?
- Wie kann die Neugierde geweckt werden?

Solche Aufgaben wurden damals als neu für das L&D-Team von IBM beschrieben. Interviewpartner A2 gab weitere Einblicke: „[E]s war ein neues Konzept für die Personalabteilung, den Traffic auf einer Plattform zu fördern, und diese Fähigkeit war unter unseren Kolleg*innen nicht unbedingt gut entwickelt [...] [Zu diesem Zeitpunkt] bedeutete es eine völlig neue Art, über die Förderung des Engagements und die Mitarbeitenden-zentrierung nachzudenken. Heute sind es gängige Begriffe. Aber man muss bedenken, dass es vor sechs, sechs Jahren noch anders war. Es waren also sehr aufregende Zeiten, denn es ging nicht nur um die Implementierung der Plattform, nicht nur um die Implementierung von Technologie, sondern es ging wirklich um eine neue Arbeitsweise, um eine völlig andere Vorgehensweise für die Lernenden und für uns als L&D-

Organisation. Wir mussten die Art und Weise, wie wir unseren Kund*innen Inhalte und Lerninhalte zur Verfügung stellten, völlig neu überdenken.“ (A2_5:4)

Das Digital Learning Marketing Team setzt Massnahmen sowohl innerhalb als auch ausserhalb von Your Learning um, um Zielgruppen zu Your Learning zu bringen und dort zu halten (IBM, 2020, S. 10).

Befähigung für verschiedene Zielgruppen: Diese Rolle bezieht sich auf die Befähigung zur Nutzung von Your Learning, was bereits in Abschnitt 'Erfolgsfaktor' erwähnt wurde. Die folgende Liste zeigt, in welcher Form eine solche Befähigung bei IBM stattfindet.

Auf globaler Ebene werden die folgenden Massnahmen ergriffen:

- Globaler Einführungskurs (A4_14:45);
- Monatliche so genannte Watercooler Sessions von IBM Global mit den neuesten Entwicklungen, einschliesslich Aufzeichnungen für alle (A3_6:29; A4_14:45);
- Slack-Kanal für Fragen zur Nutzung, zum Melden von Fehlern und für Feedback zu Your Learning (A3_6:29). Bei der Einführung gab es einen aussergewöhnlich hohen Support für diesen Kanal (Marten, 2021, S. 290);
- Wichtige Informationen werden direkt im Tool bereitgestellt, z. B. Aktualisierungen, Unterstützung bei der Nutzung und andere Neuigkeiten;
- Newsletter;
- Benachrichtigungen über die Nutzung von Your Learning sowie Erinnerungen an die Teilnahme an Befähigungssitzungen direkt aus dem System. Die Mitarbeitenden können einstellen, wie oft sie diese Benachrichtigungen erhalten möchten (A4_14:16; A4_14:24);
- Kurze Videos für direkte Hilfe (A4_14:35);
- Mündlicher Hinweis auf die Möglichkeit, Your Learning/Your Career bei Berufsberatungsgesprächen einzusetzen (A4_14:24);
- Beratung durch L&D-Professionals direkt auf Anfrage (A3_6:12);
- Information bei Teamsitzungen durch L&D-Professionals (A3_6:30);
- Manager*innen dazu bringen, bei ihren Mitarbeitenden für Your Learning zu werben (A3_6:46);
- Vielfältige und regelmässige Weiterbildungsveranstaltungen gib es für verschiedene Zielgruppen und auf verschiedenen Ebenen in Bezug auf globale Länder (A3_6:30; A4_14:45). Es werden regelmässig Your Learning-Schulungen veranstaltet. „Dabei geht es darum, wie man das Tool nutzt, wie man das Beste aus dem Tool herausholt und so weiter“ (A3_6:30). Diese Veranstaltungen werden

über verschiedene Kanäle beworben, z. B. über den Slack-Kanal und interne Marketingaktivitäten (A4_14:35).

Die Befähigungssitzungen, die in den Interviews häufig und mit besonderem Nachdruck erwähnt werden, umfassen in etwa die folgenden Inhalte (A3_6:30; A4_14:31; A4_14:35):

- Verwendung des Tools, Handhabung/Verwendung mit Your Learning und zugehörigen Systemen;
- Wie das Beste aus Your Learning herausgeholt werden kann;
- Funktionalitäten/Funktionen;
- Persönlicher Nutzen: Welchen Nutzen kann ich aus dem Tool ziehen? Was bietet mir das Tool?
- Wie kann ich meinen Nutzen erhöhen? (d. h. wie ich das Instrument nutzen und dem Lernen im Alltag Priorität einräumen kann);
- Themen des Kulturwandels/Mentalitätswandels.

Länderspezifische Ergänzungen erweitern diesen globalen Standard. Je nach Land wird mehr oder weniger in die kontinuierliche Befähigung der vorhandenen Mitarbeitenden durch Your Learning investiert. Die länderspezifischen Massnahmen bringen die allgemeinen Informationen auf ein Niveau, das die Besonderheiten der einzelnen Länder, wie die dort vertretenen Berufsbilder, berücksichtigt. So wird in der Schweiz besonderes Augenmerk auf die Befähigung von Vorgesetzten und spezielle Themenwochen gelegt, die als sehr erfolgreich beschrieben wurden (A4_14:45).

- Karrierewochen (A4_14:14; A4_14:16);
- Sitzungen zum digitalen Fussabdruck: welche Systeme sind beteiligt, welche Daten werden verwendet, wofür werden die Daten verwendet und welche Daten sollten manuell eingegeben werden, um den Nutzen zu maximieren (A4_14:44);
- Sitzungen zu bewährten Nutzungsmustern (A4_14:24).

Early Adopter, bestmögliche*r Nutzer*in und Vorbild: Um die Weiterentwicklung und die Befähigung eines sich ständig weiterentwickelnden Systems glaubwürdig und kompetent vorantreiben und verantworten zu können, scheint es entscheidend zu sein, als L&D-Professional der bestmögliche und intensive Nutzer einer KI-basierten Lösung zu sein. „Wir sollten unseren Mitarbeitenden einen Schritt voraus sein“ (A4_14:19). Eine Interviewpartnerin wies aus, dass sie Your Learning selbst bewusst nutzt, um sich weiterzubilden (A3_6:8). Einerseits hat dies einen individuellen Wert, andererseits ist dies notwendig, um einen Schritt voraus zu sein und aktiv an der Weiterentwicklung und Stärkung von Your Learning mitwirken zu können. Auch die Bedeutung des

Vorbilds wurde angesprochen: „Es wird vorausgesetzt, dass wir lernen, dass wir uns die Zeit zum Lernen nehmen, dass wir die Verantwortung zum Lernen übernehmen. Und wenn man selbst in der Personalentwicklung tätig ist, muss man das auch leben und vorleben. Sonst ist es einfach nicht glaubwürdig. Es ist also etwas, das wir selbst tagtäglich tun. Wir ermutigen auch unsere Mitarbeitenden, dies zu tun“ (A3_6:17).

Trendscout: Verbunden mit den Rollen des UX-Designers und des Design Thinkers ist die Rolle des Trendscouts, die ebenfalls immer wichtiger zu werden scheint. Sie bezieht sich vor allem auf Entwicklungen im Markt, wie neue Geschäftsmodelle, Anbieter, und die User Experience von beliebten Plattformen wie Netflix, Airbnb und Amazon und weiteren, die gerade entstehen. Es ist von entscheidender Bedeutung, die technologischen Möglichkeiten und ihr Erscheinen auf dem Konsumentenmarkt zu beobachten. Darüber hinaus ist es wichtig, dass ein Trendscout sie kopiert, indem er die Lernwelt ansprechend und zeitgemäss gestaltet und die Erwartungen der Nutzer*innen erfüllt. (IBM, 2017b, S. 6).

Vertrauenswürdige Beratung: Der Einsatz eines KI-basierten LXP führt zu einer neuen Anforderung an die Rolle der Personalentwicklung, die sich erst durch die Verfügbarkeit verschiedener Daten und Auswertungen ergibt. Mit vielen Daten und entsprechenden Erkenntnissen ist eine fundiertere Analyse und Beratung möglich. Für die Beratung der Kund*innen in Bezug auf die Daten und die Sicherstellung eines angemessenen Umgangs mit ihnen ist das Fachwissen der Personalabteilung erforderlich. Eine Befragte erklärte die Rolle wie folgt:

„Wenn Sie also Daten erhalten, was bedeuten diese Daten? Man muss die Daten immer auf das Unternehmen übertragen. Was sagt Ihnen das? Ich meine, Sie können zum Beispiel sagen, dass Sie 3000 Lernende haben, die auf dem Niveau von Super-Lernenden sind. Okay, das sind einige Daten, die wir über die Plattform erhalten haben. Aber was bedeutet das? Ist das gut? Ist das nicht gut? Wie sieht es im Vergleich zum letzten Jahr aus? Sie können in der Tat 50 Stunden mit Lernen verbracht haben, aber mit YouTube-Videos, die für strategische Fähigkeiten irrelevant sind. Bei der gesamten Analyse geht es also um den Kontext und den Kontext der Analyse. Diese Übertragung muss gemacht werden. Es geht darum, ein vertrauenswürdiger Partner zu sein und die Daten und das, was wir auf der Plattform und in der Organisation sehen, zu übersetzen und eine Brücke zu dieser spezifischen Geschäftseinheit und ihrer Strategie und ihren Bedürfnissen zu schlagen. [...] Es geht also wirklich darum, die Rolle des vertrauenswürdigen Beraters für alles, was mit Lernen zu tun hat, zu übernehmen und Daten in Erkenntnisse und Empfehlungen zu übersetzen, die dazu beitragen, bestimmte Aktionen voranzutreiben. Das ist das Wichtigste, was wir in dieser Rolle tun.“ (A3_6:21)

Die beratende Rolle der Personalentwicklung erfordert auch Kommunikationsfähigkeit und übergreifendes Denken: „Sie müssen aus Ihrem Silo ausbrechen. In einem Ökosystem werden hohe Anforderungen an Ihre Soft Skills in Bezug auf die Kommunikation gestellt. Und wir legen grossen Wert darauf, unsere L&D-Professionals zu befähigen und zu entwickeln, damit sie sich mehr öffnen und diese Gespräche direkt mit dem Unternehmen führen können“ (A2_5:21). Neben der strategischen Beratung wurde es auch als wichtig erachtet, die Mitarbeitenden in die Lage zu versetzen, das Instrument in geeigneter Weise zu nutzen:

„Die Rückmeldung, die wir manchmal erhalten, ist, dass die Leute nicht schnell genug die richtige wertvolle Ausbildung finden, die ihren Bedürfnissen entspricht. Deshalb müssen wir ihnen manchmal bei der Navigation helfen, z. B. bei der Frage, wie man am besten nach einer Ausbildung sucht. Wie kann man es für sich selbst noch besser machen? Zum Beispiel, indem man sein eigenes Profil aktualisiert. Das ist wie bei Netflix. Um ein Update zu erhalten, muss man sein eigenes Profil auf seine Vorlieben und die Art und Weise, wie man lernen möchte, einstellen. Wenn die Lernenden das tun, hilft es ihnen, die richtigen Empfehlungen für ihren Weg zu bekommen. Es geht also um viel Beratung, wie man das Tool benutzt“ (A3_6:12).

Portfolio Manager*in: IBM Your Learning wird als Marktplatz für Lernen beschrieben. Die Plattform ist ein Aggregator für eine grosse Vielfalt an Lerninhalten und Entwicklungsmöglichkeiten (A1_15:21). Die Entscheidung, was auf der Plattform angeboten wird, liegt hauptsächlich bei der Personalentwicklungsabteilung. Darüber hinaus können IBMer auch eigene Inhalte hochladen. Welche internen und externen Angebote werden auf der Plattform bereitgestellt? Welche Formen des Lernens werden besonders berücksichtigt? Welche Themen sind besonders relevant? Die Entscheidung, welche Quellen mit der Plattform verknüpft oder aus ihr entfernt werden und damit Teil des Ökosystems sind, kann auf der Grundlage verschiedener Informationen und Zielsetzungen getroffen werden. Eine Informationsquelle hierfür sind wiederum die Auswertungen und Daten, die Your Learning generiert. IBM (2017a) nennt als Beispiel die Watson Data Platform: „Die Watson Data Platform ist eine Kombination aus der Aggregation von Daten aus mehreren Lernsystemen, die in einen Bereich gezogen werden - sie liefert analytische Erkenntnisse für eine Reihe von Zielen. Nehmen wir an, dass Grace, eine IBM-Mitarbeiterin, Videos gegenüber Whitepapers bevorzugt; Watson lernt dies im Laufe der Zeit über Grace. Your Learning bietet ihr dann Inhalte an, die nicht nur auf ihrer Arbeitsrolle basieren, sondern auch auf der Art der Inhalte, die sie bevorzugt. Unternehmensverantwortliche oder Designer*innen nutzen diese Informationen auf einer aggregierten Ebene, um Entscheidungen darüber zu treffen, in welche Arten von Medien

für ein Publikum für diese bestimmte Art von kompetenzbasiertem Lernen investiert werden soll“ (eigene Übersetzung; S. 16). Eine befragte Person äusserte sich wie folgt: „Ich nutze es auch, um die Lernenden selbst für eine bestimmte strategische Initiative zu ermutigen. Auf Your Learning können wir also Bildung einbringen, die mit unseren strategischen Forderungen und Prioritäten und IBM zusammenhängt“ (A3_6:9).

Darüber hinaus sind Fragen wie die folgende zentral: „Welche Art von Ausbildung brauchen wir? Haben wir die Fähigkeiten intern? Haben wir die Fähigkeiten irgendwo anders?“ (A3_6:22). „Das Hinzufügen der kognitiven und sozialen Fähigkeiten macht die Nutzererfahrung nicht nur erfüllender und personalisierter, sondern ermöglicht auch eine Feinabstimmung der Lernerfahrungen. Kurse mit schlechten Bewertungen werden gestrichen. Programme, die auf grosses Interesse stossen, werden hervorgehoben. Und die Unternehmen, die Kurse anbieten, müssen ihr Angebot ständig verfeinern, um ihre Kunden zu halten.“ (eigene Übersetzung; IBM, 2017b, S. 5)

Alle der aufgeführten Überlegungen und Handlungen werden primär durch die Personalentwicklung gesteuert.

Strategische Personalplanung: Die Einbettung von Your Learning in ein Ökosystem und die entsprechende Verknüpfung mit verschiedenen anderen Systemen und Funktionen erweitern den reinen Fokus auf L&D-Prozesse und -Frameworks hin zur strategischen Personalplanung (SPP). „Sie sehen also, dass Sie anstelle des Lernens in den Bereich der strategischen Personalplanung kommen, und das erhöht die Komplexität“ (A2_5:46). „Ich nenne es immer, dass wir jetzt einen anderen Platz am Tisch haben, also wieder zurück zu meiner linearen Geschichte, wo wir am Ende der Lieferkette standen“ (A2_5:16). IBM (2021) definierte SPP als „die Bereitstellung von Erkenntnissen zur Quantifizierung und Qualifizierung der Qualifikationslücke, die die Entwicklung und Umsetzung einer integrierten Qualifizierungsstrategie ermöglicht“ (eigene Übersetzung; S. 32).

Weiterentwickler*innen/Feedback-Messenger*innen: Die Personalentwicklung spielt eine wesentliche Rolle bei der Weiterentwicklung der Systeme, Prozesse, Angebote des Unternehmens und insbesondere von Your Learning. Eine Befragte äusserte sich wie folgt: „Innerhalb unserer Rolle sind wir manchmal so etwas wie der Bote. Wir erhalten von den Unternehmen Input zu bestimmten Dingen [...] Wir interagieren dann mit den Entwickler*innen von Your Learning. Spreche ich täglich oder wöchentlich mit ihnen? Nein, ganz und gar nicht. Es gibt eine stabile Verbindung mit ihnen, bei der sie uns einfach sagen, welche Änderungen es auf der Plattform gibt und was sie sich vorstellen, um die Funktionen und Merkmale zu verbessern. Das sind die Momente, in

denen sie uns auch fragen, ob wir ein Feedback haben oder etwas gehört haben, das ihnen helfen könnte. Es ist also eine ständige Interaktion“ (A3_6:26). Die Interviewpartnerin erwähnte zudem: „Umgekehrt hilft das Feedback den KI-Spezialisten und den Entwicklern der Plattform, die ständig nach Verbesserungsmöglichkeiten suchen, dabei, die KI-Teile zu verbessern und uns zu ermöglichen, besseren Support und bessere Ergebnisse zu erzielen. Wir wachsen also. Es ist wie eine wachsende Organisation. Anders kann ich es nicht ausdrücken. Es ist, als würden wir uns ständig gegenseitig füttern. So funktioniert es jetzt“ (A3_6:25). Neben der Rolle als Übergebende von Feedback aus der Organisation an die Entwickler*innen ist es auch wichtig, die eigenen Prozesse kritisch zu hinterfragen und weiterzuentwickeln (A2_5:40).

Tagging: Die Bedeutung des Tagging wurde in den Dokumenten und Interviews hervorgehoben. Daher sollte das Tagging als eine separate Rolle der Personalentwicklung aufgenommen werden, die explizit in der Interaktion mit einem KI-basierten LXP auftritt.

Datenanalyst*in: Diese Rolle ist von zentraler Bedeutung für den Einsatz eines KI-basierten LXP. Datenanalysten sorgen dafür, dass die Datenqualität stimmt, die Modelle angepasst werden und das System im Sinne des Erfinders funktioniert.

Lerndesigner*in: Zu dieser Rolle äusserte sich eine Interviewpartnerin wie folgt:

„Der Heilige Gral ist immer noch: Warum gehst du zu Netflix? Man geht zu Netflix wegen der Filme. Es geht also auch um den Inhalt. Und über die Inhalte gibt es viel zu sagen. Die Inhalte stammen aus verschiedenen vertrauenswürdigen Quellen, aber es geht auch darum, wie sie gestaltet sind. Ist er ansprechend oder ist er langweilig? Es geht um den gesamten Übergang von der persönlichen Begegnung zur digitalen Kommunikation. Auch dazu gibt es viel zu sagen, zur Schaffung kürzerer Lernnuggets. [...] Die Verwaltung Ihrer Inhalte ist also der Schlüssel. Und es geht nicht nur um die Digitalisierung von Inhalten. [...] Es geht auch um Coaching und Mentoring. Es geht um Projektmöglichkeiten. Wir müssen also auch die Modalitäten ausweiten“ (A2_5:56).

Die Rolle des Lerndesigners wurde daher als wichtig erachtet, da sie eine grosse Verantwortung für die auf den LXP verfügbaren Inhalte trägt. Wie viel von den Inhalten selbst entwickelt wird und wie viel evaluiert und gekauft wird, kann je nach Zielsetzung variieren.

Die Liste der Rollen konzentriert sich auf potenzielle Schlüsselrollen im Zusammenhang mit KI-basierten Lösungen. Die Aufzählung ist also nicht erschöpfend in Bezug

auf alle L&D-Rollen, sondern hebt diejenigen hervor, die direkt mit der Your Learning-Lösung und damit mit Themen wie KI-basierten LXPs oder Lernökosystemen zusammenhängen. Die Analyse legt nahe, dass die Aufgabenbereiche der Personalentwicklung durch die Kombination mit KI interdisziplinärer werden. Es werden vermehrt Kompetenzen aus anderen Fachbereichen nachgefragt, die zwar schon länger existieren, aber in einer traditionellen Personalentwicklungsabteilung noch selten zu finden sind.

Einerseits könnten diese Kompetenzen erworben und in die HRD-Organisation eingebettet werden, oder die Personalentwicklung könnte als Orchestrator fungieren und die verschiedenen erforderlichen Kompetenzen koordinieren. Ein Beispiel für eine Rolle, die wahrscheinlich ausserhalb der Personalentwicklungsabteilung verbleibt, aber eine wichtige Rolle spielt, ist die des Datenanalysten oder IT-Spezialisten im Allgemeinen, wie das Beispiel von IBM zeigt. Diese Rollen sind für den Erfolg entscheidend, werden aber nicht alle innerhalb des Teams Corporate Learning geführt.

Zusätzlich zu den Rollen wurden weitere Erkenntnisse über die Personalentwicklung gewonnen, die im Folgenden beschrieben werden:

Die Bedeutung multidisziplinärer Teams

IBM setzt stark auf multidisziplinäre Teams und eine Kombination aus interdisziplinären Themen: „Multidisziplinäre Teams und interdisziplinäre Breite ermöglichen es IBM, tief in jedes Engagement einzutauchen. Die kollektive Intelligenz dieser Lernprofis ermöglicht es uns, die richtigen Punkte zwischen Menschen, Prozessen und Mustern zu verbinden, um die Erwartungen jedes einzelnen Lernenden zu erfüllen“ (IBM, 2017b, S. 4). Beispiele für die vertretenen Disziplinen sind „Softwareentwickler*innen, IT-Architekt*innen, Spezialist*innen für maschinelles Lernen, Datenwissenschaftler*innen, UX-Spezialist*innen, Befähigung und Executive Sponsors“ (eigene Übersetzung; IBM, 2017a, S. 7).

Aussagen über die Arbeitsweise

Lineares Arbeiten, wie es in der Personalentwicklung lange Zeit üblich war oder vielleicht heute noch ist, scheint nicht mehr ausreichend mit den Ideen von IBM verbunden zu sein (A2_5:15). Damit verändern sich die Kompetenzen, Rollen und Arbeitsweisen in der Personalentwicklung. Das folgende Zitat verdeutlicht diesen Aspekt:

„Es ist eine neue Art zu arbeiten. Aber das braucht Zeit, es ist eine Reise, es ist nicht etwas, das man einfach aneignen kann“ (A2_5:37). Neben der zunehmenden Bedeutung des digitalen Marketings wurden Design Thinking und agile Arbeitsmethoden als

weitere wichtige Komponenten beschrieben, die zum erfolgreichen Einsatz von Your Learning führten (A2_5:20).

Wie wird die derzeitige Lösung hinsichtlich ihrer Wirksamkeit und Nützlichkeit bewertet? Was sind die Vor- und Nachteile? Wie wird der Erfolg gemessen? Die Erkenntnisse zu diesen Fragen werden im nächsten Abschnitt präsentiert.

Evaluation und normative Beurteilung

Wie wird der Erfolg der Lösung gemessen und bewertet? IBM nutzt verschiedene Anhaltspunkte und Mechanismen, um Antworten zu finden und Your Learning entsprechend weiterzuentwickeln. Es werden verschiedene Arten der Feedbacksammlung und Quellen für Weiterentwicklungsideen genutzt.

Die wichtigsten Zahlen

Nutzungsraten, Lernstunden und Net Promoter Score (NPS) sind wichtige Leistungsindikatoren zur Messung des Erfolgs von IBM Your Learning. Tabelle 47 zeigt die wichtigsten Kennzahlen für die Lösung.

Tabelle 47: Schlüsselzahlen zu IBM Your Learning
(eigene Darstellung)

Nutzungsrate	„98% der Mitarbeitenden nutzen Your Learning regelmässig“ (eigene Übersetzung; IBM, 2020, S. 13) "Die Zahlen, die wir aus der Perspektive der Nutzung vorweisen können, sind jeden Monat sehr hoch. Fünfundneunzig Prozent unserer Belegschaft sind mindestens einmal auf der Plattform. Das ist ein grosser Erfolg“ (A2_5:8).
Lernstunden	„Die durchschnittliche Lernstunde bei IBM lag 2014 bei 37, letztes Jahr waren es 88. Und dieses Jahr geht sie in die Hunderte“ (A1_15:19).
Net Promoter Score (NPS)	Der Net Promoter Score wurde bereits während der Entwicklung verwendet und wird auch heute noch als wichtiger Indikator für die Nutzerzufriedenheit eingesetzt. Der NPS misst, ob ein Nutzer eine Anwendung eher weiterempfehlen würde oder nicht. Der NPS wird wie folgt berechnet: $NPS = \text{Promotoren (in \% aller Befragten)} - \text{Detraktoren (in \% aller Befragten)}$. Der Wertebereich des NPS liegt also zwischen +100 und -100 (Marten, 2021, S. 288).

Die drei Metriken, die als Hauptindikatoren für die Gesamtsteuerung von Your Learning verwendet werden, liefern noch keine qualitativen Hinweise auf weitere Entwicklungsmöglichkeiten der Lösung oder ganzheitliche Aussagen zum kontinuierlichen Lernen. Marten (2021) kann mehr Einblicke in die Messung des Erfolgs von Your Learning geben:

„Die Frage, die oft gestellt wird, ist: Was ist die richtige Geschwindigkeit, der richtige Aufwand, der in kontinuierliches Lernen investiert werden sollte, oder auch anders gefragt: Wie quantifiziere ich kontinuierliches Lernen? Kontinuierliches Lernen kann auf verschiedene Arten gemessen werden, es ist jedoch nicht (nur) charakterisiert durch die Anzahl der Lernstunden, der Abschlüsse von Kursen und Zertifizierungen gekennzeichnet. Kontinuierliches Lernen ist vielmehr eine positive Einstellung des einzelnen Mitarbeitenden zum Lernen, die durch die Motivation zum Lernen gezeigt wird, die Selbstverpflichtung zum Lernen und den Willen, etwas durch das Lernen zu erreichen“ (S. 291).

Eine hohe Nutzung, eine hohe Zufriedenheit oder eine hohe Weiterempfehlungswahrscheinlichkeit bieten zwar erste Anhaltspunkte, sagen aber wenig über die Qualität und die Auswirkungen der Nutzung aus. Mehr ist nicht immer besser. Dies verdeutlichte Interviewpartner A1: „Es geht nicht nur um den Konsum. Es geht um den richtigen Konsum. Aber das (der Konsum) gibt Ihnen eine nützliche Grundmetrik, um zu sagen: 'Hier gehen sie hin', 'hier konsumieren sie das Lernen'“ (A1_15:20). Zur Besserung Einschätzung in Bezug auf Qualität kommen verschiedene andere Feedback-Quellen ins Spiel.

Verschiedene Quellen von Feedback

IBM Your Learning wird kontinuierlich weiterentwickelt. Das Feedback der Nutzer*innen wird kontinuierlich ausgewertet, während das Entwicklungsteam, an dem Corporate Learning massgeblich beteiligt ist, an Innovationen arbeitet. Aufgrund des bewussten Starts mit einem MVP sind die Sammlung und Einarbeitung von Feedback zentral für die kontinuierliche und gezielte Weiterentwicklung von Your Learning. Für das Feedback, das das Entwicklungsteam erreicht, gibt es zahlreiche Quellen, die im Folgenden aufgeführt sind:

- Von Benutzern direkt über Slack, Trello, Mural und andere Diskussionsforen;
- L&D als Überbringer von Feedback;
- IBM-weite Abstimmung über mögliche neue Erweiterungen;
- Das Entwicklungsteam selbst;
- Webanalyse und andere Daten direkt aus dem System: „Web-Analysen ermöglichen es uns, den Website-Traffic und Trends besser zu verstehen, welche Geräte die Lernenden nutzen, zu welchen Zeiten sie sich engagieren, wonach sie suchen und vieles mehr.“ (eigene Übersetzung; IBM, 2017b, S. 5);
- Chat Advisor/Support-Anfragen in Echtzeit: „Wir nutzen [...] Echtzeit-Chat-Advisor-Funktionen, um Lernende im Moment der Not/Need zu unterstützen. Wir

nutzen die Leistungsfähigkeit von Watson Analytics, um die emotionale Stimmung der Nutzer zu analysieren und digitale Lernpräferenzen vorherzusagen.“ (eigene Übersetzung; IBM, 2017b, S. 5);

- Kennzahlen wie die Nutzungsrate oder der NPS.

Slack wird als zentraler Einstiegspunkt genannt. Über Slack können Nutzende weltweit ihre Kommentare, Rückmeldungen oder Wünsche direkt eingeben. Die Nutzung von Amplify ermöglicht es, eine grosse Menge an Feedback in Echtzeit auszuwerten. Die folgenden Features kennzeichnen den Umgang mit Feedback und die Weiterentwicklung von IBM Your Learning:

- *Feedback ist jederzeit von jedem möglich – ‘Crowd-Feedback’*: „Die Entwickler*innen haben den globalen Blick und sind darauf angewiesen, dass wir in verschiedenen Ländern zusammenarbeiten. Im Zeitalter von Slack, Trello, Mural und anderen solchen Anwendungen können sie für die Weiterentwicklung von Your Learning genutzt werden. Das heisst, ich als - leicht übertrieben - kleiner IBMer, irgendwo im Lande, habe die Möglichkeit, bei der Nutzung neuer Tools, wenn sie eingeführt werden, etwas zu entdecken und direkt im Slack-Kanal Feedback zu geben. Davon profitieren die Entwickler*innen“ (A4_14:19).
- *KI-basierte Auswertung von Feedback*: „Wir nutzen die Leistungsfähigkeit von Watson Analytics, um die emotionale Stimmung von Nutzern zu analysieren und digitale Lernpräferenzen vorherzusagen.“ (eigene Übersetzung; IBM, 2017b, S. 5). Interviewpartner A1 gibt weitere Einblicke in die Nutzung von KI für das Feedbackmanagement: „Amplify durchforstet sie (die Rückmeldungen) und schaut sich die Themen an. Aber nicht nur die Themen, sondern auch die geäusserten Gefühle werden analysiert. [...] Wir erhalten fast 3000 Inputs und Outputs pro Tag. Anstatt also 100 Leute oder so zu haben, die darauf antworten, und wie sie Prioritäten setzen, sagt Amplify, dass es 12 Rückmeldungen gefunden hat, die jetzt wirklich Aufmerksamkeit brauchen, weil etwas nicht funktioniert. Etwas ist kaputt. Also können wir es jetzt beheben. [...] KI ist hier entscheidend [...]. All diese Dinge sparen Zeit“ (A1_15:28).
- *Enge Feedbackschleifen / sofortiges Feedback und tägliche Unterstützung*: „Es gab eine Nachfrage. Sie ging an die Personalabteilung und sickerte dann bis zu L&D durch. Habt ihr etwas, oder wenn nicht, könnt ihr etwas entwickeln? Und jetzt ist es vollständig in ein Ökosystem übergegangen. In dem man näher an den Bedürfnissen des Unternehmens ist, man kann schnell und auf viel schnellere Weise reagieren. Man bekommt schneller ein Feedback“ (A2_5:17).

Reaktionen auf IBM Your Learning

In den Interviews und den untersuchten Materialien wurden bewertende Aussagen, Selbsteinschätzungen und Meinungen zu Your Learning ausgewertet. Diese qualitativen Aussagen werden im Folgenden wiedergegeben, um eine Annäherung an eine normative Bewertung zu erreichen. Grundsätzlich sind die Äusserungen positiv und zustimmend, aber es gibt auch aktuelle Herausforderungen und einzelne kritische Stimmen. Die Daten können durchaus eine gewisse Verzerrung aufweisen, da die Datenauswahl auf die Perspektive der Personalentwicklung und vermutlich der Promotoren beschränkt war. Die folgende Zusammenstellung ist daher nur eine Annäherung an eine normative Bewertung ohne den Anspruch, alle Facetten darzustellen.

- *Individueller Nutzen:* „Es hat mir beim eigenen Lernen sehr geholfen. Ich kann lernen, wann immer ich will, wenn ich fünf oder zehn Minuten Zeit habe. Ich weiss, wo ich stehe. Ich weiss, woran ich gerade lerne. Ich kann einfach wieder einsteigen, ohne einen Link suchen zu müssen. Es ist alles an einem Ort. Ja, das ist es, was mir daran gefällt“ (A3_6:14).
- *Vorteile für Unternehmen/Organisationen:* „Wenn man die Geschäftsbereiche mit denen von vor 10 Jahren vergleicht, lieben sie Your Learning, weil es viel personalisierter, individueller usw. ist. Es ermöglicht auch viel Selbstbedienung, weil man vieles selbst finden kann. Man kennt auch seine eigenen Daten. Als Lernender erhält man auch Empfehlungen, z. B.: ‘Okay, das bist du in deiner Rolle, und auf der Grundlage deiner Rolle raten wir dir, die Kurse X, Y und Z zu besuchen.’“ (A3_6:11).
- *Individuelle Herausforderungen:* Aus der Sicht der Nutzer*innen wurden vier Hauptherausforderungen genannt, die Your Learning mit sich bringt:
 1. Überwältigend: „Die Rückmeldung, die wir manchmal bekommen, ist, dass die Leute nicht schnell genug die richtige wertvolle Ausbildung finden, die ihren Bedürfnissen entspricht. Daher müssen wir ihnen manchmal helfen, sich zurechtzufinden, z. B.: Wie sucht man am besten nach dem Angebot? Wie kann man es für sich selbst noch besser machen, indem man sein eigenes Profil aktualisiert? Das ist wie bei Netflix. Um ein Update zu erhalten, muss man sein eigenes Profil auf seine Vorlieben und die Art und Weise, wie man lernen möchte, einstellen. Wenn die Lernenden das tun, hilft es ihnen, die richtigen Empfehlungen für ihren Weg zu bekommen. Es geht also um eine Menge Beratung, wie man Your Learning benutzt“ (A3_6:12).

2. Ungeeignete Empfehlungen: „Manchmal sieht man Empfehlungen, bei denen man das Gefühl hat: Hey, warum bekomme ich das? Ich meine, das ist schon etwas seltsam“ (A3_6:27).
 3. Nur ein weiteres Werkzeug: „Ich kann sagen, dass die Tools schon sehr effizient sind und mir als Mitarbeiterin enorm helfen. Das Spannungsfeld von Mitarbeitenden, die sich nicht so damit auseinandergesetzt haben, die sich jahrelang nicht damit beschäftigt haben, weil sie pausenlos beim Kunden waren oder vielleicht eine Ausbildung in einem anderen Bereich gemacht haben und vielleicht die internen Tools nicht so nutzen. Sie haben das Gefühl, oh, da kommt noch eine Plattform und noch eine Plattform. Jetzt haben wir Your Guide und Checkpoint und so weiter. Sie erkennen noch nicht, dass diese Tools alle zusammenspielen“ (A4_14:32).
 4. Nicht relevant genug: „Wir sind natürlich auch damit konfrontiert worden, dass bestimmte Mitarbeiter gefunden haben: Nein, ich will nicht mitmachen.“ (A4_14:39)
- *Organisatorische Herausforderungen:* In einer informellen Diskussion wurde auch auf die Herausforderung aufmerksam gemacht, dass die kontinuierliche Weiterentwicklung von Your Learning in einem Business Case kalkulierbar sein muss. Die Wartung und Weiterentwicklung eines solchen KI-basierten Systems erfordert Ressourcen von vielen verschiedenen Stellen, wie die Ausführungen bereits gezeigt haben. Diese Berechnung des Business Case ist anspruchsvoll. Es gilt auch, die unbeobachtbaren und schwer zu beziffernden Mehrwerte gegen die tatsächlichen Aufwendungen abzuwägen.

Trotz der Herausforderungen wurde Your Learning in den Interviews und Dokumenten als erfolgreich und als Pionierweg beschrieben, auf den man stolz ist.

Der nächste Abschnitt konzentriert sich auf mögliche Weiterentwicklungen von Your Learning und dem dazugehörigen Ökosystem und beantwortet damit die Frage, welche nächsten Innovationen in einer Kombination aus KI und Personalentwicklung denkbar sind.

Vision und Ausblick

„Nun, ich sehe jede Menge Potenzial. Dies ist keine Reise, die ein Endziel haben wird. Sie wird immer weitergehen.“ (A1_15:8)

Die Entwicklung von einer Insellösung hin zu einer integrierten Plattform wird sich fortsetzen, ebenso wie der Wandel von LMS zu LXP zu Talent Experience Plattformen

(A2_5:9). Ein zunehmend verwobenes Lern- und Entwicklungsökosystem innerhalb und ausserhalb von HR-Systemen und -Prozessen scheint offensichtlich (Marten, 2021, S. 297). Zu diesen Bestrebungen gehören auch die Anreicherung bestehender Systeme und Algorithmen mit mehr Daten und die ständige Erweiterung und Optimierung von Funktionen (Marten, 2021, S. 297). Es ist ein Lernprozess, den Marten (2021) folgendermassen verdeutlicht:

„Wie geht es weiter? Zunächst steht das Sammeln von Erfahrungen im Vordergrund: Wie gut klappt die Verknüpfung der Mitarbeitendeninformationen über die kognitiven APIs, hin zu den abgeleiteten Fertig- und Fähigkeiten, wie gut ist die Qualität dieser, wie gut unterstützen sie die Mitarbeitenden in ihrer Entwicklung?“ (S. 297).

Der Einsatz von KI-basierten Lösungen für spezifische Lernprozesse/Lernformate/Trainingssettings wurde als weitere Entwicklungslinie mit besonderem Potenzial genannt: „Das grösste Potenzial sehe ich in der Gestaltung und Entwicklung von Lernen“ (A1_15:12). In diesem Zusammenhang werden adaptive Lernsysteme, Tagging und Chunking von Inhalten sowie Potenziale von Lösungen wie dem Watson Debater Tool aufgezählt, die im HRD-Kontext Anwendung finden könnten:

Adaptive Lernsysteme, die in einem Interview auch als „Learning Effectiveness Optimizer“ bezeichnet wurden (A1_15:12): Mit Hilfe von Algorithmen, die über die Angoff-Methode hinausgehen, können Erkenntnisse über den Schwierigkeitsgrad, eine angemessene Frequenz und relevante Inhalte zur Generierung individualisierter Lernpfade gewonnen werden.

Chunking und Tagging: Mit Hilfe von Algorithmen können digitale Lerninhalte analysiert und zerlegt werden, um aus einem 60-minütigen Video diejenigen 15 Minuten herauszufiltern, die für einen einzelnen Lernenden relevant sind (A1_15:12).

Watson Debater: Die Verwendung von Watson Debater für Präsentations- oder Verhandlungstrainings ist ein weiterer praktischer Anwendungsfall von KI im Kontext von Corporate Learning. Als konkretes Beispiel wurde das Format „to stand and deliver“ genannt, bei dem eine Person in fünf Minuten Schlüsselemente zu einem bestimmten Thema präsentiert und ein Feedback erhält. Die Vorteile, die eine KI-Anwendung in einem solchen Format generieren könnte, wären eine Objektivierung des Feedbacks, das zu jeder Zeit und von jedem Ort aus geübt werden könnte. Ein Beispiel ist ein Verkäufer, der kurz vor einem Kundenbesuch in seinem Auto ein Verkaufsgespräch übt (A1_15:30).

Homomorphic Computing: Die homomorphe Verschlüsselung sei eine treibende Kraft auf Makroebene, die sich erheblich auf KI-basierte Einsätze in der Personalentwicklung

und im Allgemeinen auswirken könnte. Sie ermöglicht den Austausch von verschlüsselten Daten. Ein Befragter beschrieb dies wie folgt: „Es gibt also keinen Datenabfluss von einem Unternehmen zum anderen, aber man kann die Daten analysieren, und wenn man Trends bei 25 Millionen Lernenden sieht, ist das etwas aussagekräftiger als ein Trend bei 250.000 Lernenden [...] Es gibt dieses homomorphe Konsortium. Sie können Informationen an Kundenunternehmen weitergeben, was wertvoll ist. Das ist also etwas, das ich für sehr wichtig halte“ (A1_15:29).

Als eine der zentralen Herausforderungen für die kommende Weiterentwicklung von KI-basierten Systemen im Corporate Learning wurde die Sicherstellung und der Ausbau verschiedener Data Pipes mit automatisiertem Datenfluss genannt. Die folgenden Abschnitte schliessen die Fallstudie zu IBM Your Learning ab.

8.3.8 Zusammenfassung

Die folgenden Begriffe kennzeichnen diese Fallstudie:

Nutzererfahrung, Lernerzentrierung, Personalisierung, Kuratieren, Watson, Skills/Kompetenzen, Lernen, kontinuierliche und agile Arbeitsweisen, Multidisziplinarität, Ökosystem, Daten, Mensch und Maschine, ‘it is a Journey’

Die Annahme, dass es sich bei einer KI-basierten Lösung für die Personalentwicklung um ein soziotechnisches System handelt, bei dem die sozialen Komponenten ebenso berücksichtigt werden müssen wie die technischen, hat sich bestätigt. Die Zusammenstellung aller identifizierten Erfolgsfaktoren für den Einsatz von Your Learning bei IBM hat deutlich gezeigt, dass das soziale System und seine Hebel elementar für die tatsächliche Realisierung eines Mehrwerts durch ein KI-basiertes LXP sind. Bei vielen dieser Aspekte spielen L&D-Professionals eine entscheidende Rolle. Während einige Erfolgsfaktoren mit geringem Aufwand erreicht werden können, stellen andere eine grössere und längerfristige Herausforderung dar. Die Erfolgsfaktoren sind eng miteinander verknüpft und bilden ein Netzwerk. Die Einführung eines KI-basierten LXP ist komplex, vielschichtig und hängt stark mit der Unternehmens- und Lernkultur zusammen. Einfach nur ‘Plug-and-play’ reicht nicht aus. Der Mehrwert eines KI-basierten LXP im Kontext von Corporate Learning scheint sich erst durch die angemessene Berücksichtigung der vielfältigen Erfolgsfaktoren zu realisieren. Das Wissen darüber ist daher von hoher Relevanz.

8.3.9 Kritische Würdigung des Falles

IBM Your Learning und sein übergreifendes Ökosystem befinden sich in einer ständigen Weiterentwicklung. Daher stellen diese Fallstudie und ihre Ergebnisse eine Momentaufnahme dar.

Die Fallstudie beleuchtete einen spezifischen Ausschnitt von KI-basierten Lösungen im Kontext von Corporate Learning, nämlich KI-basierte LXPs. Daher bieten die Ergebnisse dieser Fallstudie kein umfassendes Bild aller Potenziale und Anwendungen von KI für HRD-Zwecke bei IBM. So liefert die Fallstudie beispielsweise keine Informationen über die Chatbot-Funktion oder die Boost-App. Trotz der Fokussierung auf das eine KI-basierte LXP handelt es sich um einen umfassenden Fall mit vielen aufschlussreichen Aspekten. Vermutlich könnte jeder Aspekt weiter erforscht und mit spezifischen Theorien in Verbindung gebracht werden. Da der Schwerpunkt auf der Exploration lag, scheinen die auf allgemeiner Ebene gewonnenen Erkenntnisse ausreichend.

Eine weitere Vertiefung hinsichtlich der Adoptionsaspekte wäre in vielfältiger Weise denkbar und sinnvoll. Wichtig ist beispielsweise, dass in den untersuchten Materialien an verschiedenen Stellen auf länderspezifische Unterschiede bei der Übernahme und Anwendung von Your Learning hingewiesen wurde. Auf diese Unterschiede wurde nicht im Detail eingegangen, sondern es wurde eine generische Perspektive eingenommen. Es scheint wahrscheinlich, dass eine Untersuchung verschiedener Länder länderspezifische Erfolgsfaktoren hervorbringen würde.

Ausserdem berücksichtigte das Studiendesign nur die Perspektive der Personalentwicklung, während die Sichtweise der Mitarbeitenden und anderer Beteiligten und Interessengruppen nur indirekt untersucht wurde. Dies könnte tendenziell zu einer verzerrten oder einseitigen Bewertung führen. Eine Interviewpartnerin hat dieses Risiko bewusst wie folgt hervorgehoben:

„Sie haben mit Leuten gesprochen, die sich sehr für das Lernen einsetzen, weil wir alle Teil der L&D-Abteilung sind [...] Wir leben es, wir atmen es, wir fördern es, wir beraten Menschen dazu, weil es unser tägliches Geschäft ist. Ich frage mich also, ob Sie Zeit finden könnten, Menschen zu interviewen, die die Plattform nutzen und nicht Teil der Personalentwicklung sind. Das könnte ebenfalls aufschlussreich sein, weil sie die Dinge vielleicht anders erleben“ (A3_6:58).

Dieser Hinweis ist von entscheidender Bedeutung und muss beachtet werden, wenn auf der Grundlage dieser Fallstudie Schlussfolgerungen gezogen werden. Die Aussagen in dieser Fallstudie stammen von Promotor*innen der Your Learning-Lösung und von durch IBM erstellten Dokumenten. Aufgrund der Fülle der gewonnenen Informationen

und Erkenntnisse sowie aus Gründen der Wirtschaftsforschung wurde diese Studie auf diese Perspektive beschränkt. Es ist möglich, dass die Nutzerperspektive ein ganz anderes Bild bzw. andere Ergebnisse liefern würde. Die getätigte Auswahl der Interviewpartner*innen wird trotz des möglichen Bias als besonders wertvoll angesehen, da sie bereits vor der Einführung von Your Learning bei IBM gearbeitet haben. So konnten sie einen Vorher/Nachher-Vergleich anstellen. Die Einbeziehung von Interviewpartnern, die direkt an der Entwicklung der Lösung beteiligt waren, gewährleistete eine Expertensicht auf die gestellten Forschungsfragen.

Nach Angaben von IBM und einer Marktanalyse ist Your Learning eine vollständig implementierte Lösung auf dem neuesten Stand der Technik und wird bei IBM bereits seit mehreren Jahren eingesetzt. Dies führt zu einem grossen Erfahrungsschatz. Die Ergebnisse dieser Fallstudie sind zudem wertvoll, da sie auf einer längerfristigen Betrachtung des Einführungs- und Adoptionsprozesses basieren. Darüber hinaus spiegelt sich dieses Fachwissen in dem verfügbaren Datenmaterial wider, das einen vertiefenden Blick auf die erfolgreiche Einführung von Your Learning ermöglicht. Bestimmte Aspekte, die in dieser Fallstudie hervorgehoben wurden, könnten jedoch in einer anderen Beziehung anders aussehen - zum Beispiel in einem anderen Unternehmen, das Your Learning einführt. Auch dies könnte ein Ansatzpunkt für weitere Untersuchungen sein.

Es ist wichtig festzustellen, dass IBM mit Your Learning ein kommerzielles Interesse verfolgt, das über die Erreichung interner Personalentwicklungsziele hinausgeht. Dies kann in den untersuchten Materialien nicht ignoriert werden. Darüber hinaus wurden die finanzielle Betrachtung und die Berechnung eines Business Case in dieser Fallstudie ausgeklammert. Somit kann keine Aussage darüber getroffen werden, ob sich die vielfältigen Investitionen in das KI-basierte LXP finanziell auszahlen.

Zusammenfassend lässt sich sagen, dass diese Fallstudie trotz der Einschränkungen als sehr wertvoll erachtet wird. Sie scheint potenziell auf andere Situationen übertragbar und trägt wesentlich zur Generierung von Wissen an der Schnittstelle von KI und Personalentwicklung bei.

8.4 Einzelfallanalyse B: Domoscio@IFCAM

Kapitel 8.4 ist der Fallstudie B Domoscio@IFCAM gewidmet. Zunächst werden die Gründe für die Auswahl dieses Falles dargelegt. Danach werden die beteiligten Unternehmen und die Datengrundlage vorgestellt, und die Fallstudie wird thematisch eingeordnet. Danach folgt eine Beschreibung der KI-basierten Lösung. Anschliessend wird

eine Analyse hinsichtlich der Forschungsfragen und der damit verbundenen Aspekte durchgeführt. Schliesslich wird die Fallstudie zusammengefasst und kritisch reflektiert.

8.4.1 Kurze Beschreibung des Falles

Die Partnerschaft zwischen den beiden französischen Unternehmen Domoscio und dem Institut de Formation du Crédit Agricole Mutuel (IFCAM) geht auf das Jahr 2017 zurück. Domoscio bietet KI-basierte Lösungen für adaptives Lernen, Lernverstärkung und massgeschneiderte KI-Projekte für Schulen und Unternehmen an. IFCAM ist die Corporate University der Groupe Agricole, der grössten Versicherungsgesellschaft Frankreichs. IFCAM nutzt die beiden Standardlösungen von Domoscio: Domoscio HUB und Domoscio LOCK. Sie arbeiten zudem mit Domoscio an kundenspezifischen Projekten, die über die Standardprodukte von Domoscio hinausgehen.

8.4.2 Begründung zur Fallauswahl

Domoscio@IFCAM erfüllte alle Kriterien für die Auswahl der Fallstudie. Die Partnerschaft besteht bereits seit mehreren Jahren, und das IFCAM war eines der ersten Unternehmensprojekte von Domoscio, was einen grossen Erfahrungsschatz mit sich bringt. Die beiden Interviewpartner haben von Beginn weg an den Domoscio@IFCAM-Projekten mitgearbeitet und verfügen daher über ein hohes Mass an praktischem Erfahrungswissen. Benoit Praly ist zudem als Referent zum Thema KI im Bildungskontext bei einer Vielzahl von Veranstaltungen präsent.

Darüber hinaus sind adaptives Lernen und Lernverstärkung zwei Anwendungen von KI im Bildungskontext, die derzeit viel Aufmerksamkeit erhalten. Es handelt sich also nicht um Randthemen, sondern um zentrale Themen in der aktuellen theoretischen und praktischen Diskussion. Diese Zentralität versprach auch wesentliche Erkenntnisse. Darüber hinaus bot das Fallbeispiel Einblicke in den Einführungs- und Adoptionsprozess im Kontext eines grossen Unternehmens.

8.4.3 Datengrundlage

Die Datenerhebung fand zwischen März und Juli 2021 statt. Tabelle 48 listet die beiden Interviews auf, die für diese Fallstudie geführt wurden:

Tabelle 48: Liste der Interviews in Fallstudie B: Domoscio@IFCAM
(eigene Darstellung)

Datum des Interviews	Name	Funktion zum Zeitpunkt des Interviews	Unternehmen	Datum der kommunikativen Validierung
16. Juli 2021	Vanessa Dastugue	Human Resources Manager, zuständig für das Programm für KI und Datenlernen am IFCAM	IFCAM	Keine Verbesserungshinweise oder Änderungswünsche bis zum Ablauf der Frist für die kommunikative Validierung Ende Februar 2022
22. Juli 2021	Benoit Praly	Gründer und CEO von Domoscio	Domoscio	Keine Verbesserungshinweise oder Änderungswünsche bis zur Frist für die kommunikative Validierung Ende Februar 2022/ 10 Mai 2022: CL&AI-Modell und allgemeine Erfolgsfaktoren

Aufgrund der geringen Beteiligung von internen Personen bei IFCAM und Domoscio während der Implementierung von Domoscio LOCK und Domoscio HUB war die Anzahl der für die Interviews rekrutierten Experten gering. Die Forscherin plante, zusätzlich einen ehemaligen Mitarbeitenden des IFCAM zu befragen, aber die Anfrage wurde nicht beantwortet. Dennoch konnten aufgrund des Fachwissens und der Erfahrung der beiden Interviewpartnern sowie der umfangreichen Unterlagen wertvolle Erkenntnisse gewonnen werden. Zusätzlich zu den offiziellen Interviews fanden zwei Gespräche zwischen der Forscherin und Hélène Joly statt. Das eine war ein Treffen zum gegenseitigen Kennenlernen im Rahmen der Fallstudienakquisition, das bereits Einblicke in die Forschungsthemen lieferte. Ausserdem stellte Hélène Joly Domoscio HUB in einer Demositzung vor. Die Aufzeichnung der Demositzung ist vertraulich und wurde daher nicht transkribiert.

Tabelle 49: Informelle Gespräche in Fallstudie B: Domoscio@IFCAM
(eigene Darstellung)

Datum	Name	Funktion	Unternehmen
24. März 2021	Hélène Joly	Business Developer	Domoscio
17. Juli 2021	Demositzung mit Hélène Joly über die HRD-Ansicht des Systems	Business Developer	Domoscio

Die Dokumentenanalyse umfasste zwei White Paper, zwei interne Dokumente, drei Videos, drei Websites mit diversen Unterseiten und vier Blogbeiträge. Die Übersicht über die analysierten Dokumente befindet sich im Anhang dieser Monografie.

8.4.4 Einordnung des Falls

Domoscio bietet zwei Hauptprodukte an. Das eine ist ein adaptives Lernsystem namens Domoscio HUB, das andere ist ein Learning-Reinforcement-System namens Domoscio LOCK. In den folgenden Unterkapiteln werden die zentralen theoretischen Grundlagen beider Systeme vorgestellt, um die Fallstudie in die aktuelle Diskussion einzubetten.

Adaptive Lernsysteme

„KI-basierte, adaptive Lernumgebungen sind Lernumgebungen, die sich in Echtzeit an die Benutzer und ihren Lernstand anpassen. Dies geschieht auf der Grundlage einer durch Algorithmen gesteuerten Verarbeitung von Daten.“ (Meier, 2019c, S. 1)

Zur Beschreibung der Wirkung von adaptiven Lernsystemen wird häufig auf die bekannte Studie von Bloom verwiesen (Domoscio, 2020a, S. 6; Du Boulay, 2019, S. 2906; Meier, 2019c, S. 2). In dieser Studie wurde festgestellt, dass „Lernende, die in einer 1:1-Situation von Tutoren individuell betreut wurden, bei Lernerfolgsüberprüfungen etwa 2 Standardabweichungen besser abschnitten als Lernende in konventionellen Lernarrangements (Frontalunterricht mit ca. 30 Lernenden pro Lehrperson). Oder anders gesagt: Die individuell betreuten Lernenden erbrachten im Mittel so gute Prüfungsleistungen wie die besten 2 Prozent der Lernenden in konventionellen Lernarrangements“ (Meier, 2019c, S. 2). Insbesondere adaptive Lernumgebungen, die die Lernenden bei der Erledigung von Aufgaben unterstützen, zeigten ähnliche Effektstärken wie die individuelle tutorielle Unterstützung (Meier, 2019c, S. 5). Die folgende Abbildung veranschaulicht dieses Ergebnis:

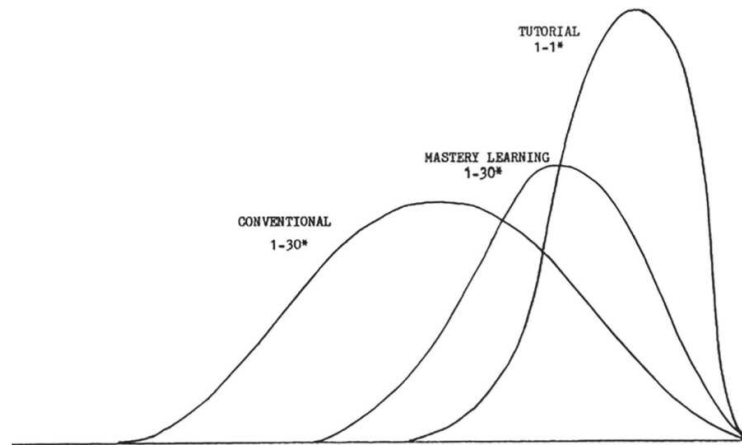


Abbildung 52: Verbesserte Lernerfolge durch individuelle tutorielle Betreuung
(Abbildung ist angelehnt an Bloom, 1984, zitiert in Meier, 2019c, S. 2)

Diese Aussage kann jedoch nicht direkt auf alle adaptiven Lernsysteme angewendet werden, da verschiedene KI-basierte adaptive Lernsysteme unterschiedliche Funktionalitäten und pädagogische Hintergründe aufweisen. Da nicht alle adaptiven Lernsysteme gleich konzipiert sind, ist eine differenziertere Betrachtung notwendig. Zudem gilt es zu berücksichtigen, dass ein KI-basiertes System einen Menschen nicht 1:1 ersetzen kann (Meier, 2019c, S. 12; van Lehn, 2011, S. 213).

Blooms Illustration zeigt jedoch die Hoffnungen, die in Verbindung mit adaptiven Lernsystemen bestehen. Solche Systeme ermöglichen es, den Wissens- und Leistungsstand der Lernenden genauer einzuschätzen, sowie Aufgaben gezielt auf einzelne Lernende zuzuschneiden und durch Auswertungen des Systems leistungsfähigere Unterrichtsstrategien zu finden. Einige der Hoffnungen sind direkt mit Zeitersparnis und damit Effizienz verbunden. Es besteht auch die Hoffnung, durch KI-basierte Systeme eine grosse Anzahl von Menschen zu erreichen und zu befähigen. Eine solche Skalierung wäre ohne maschinelle Unterstützung schlichtweg nicht möglich (Meier, 2019c, S. 3).

Eine häufig anzutreffende Systematik zur Beschreibung adaptiver Lernsysteme sind die drei verschiedenen Modelle, aus denen sich ein adaptives Lernsystem zusammensetzt (Dillenbourg, 2016, S. 549; Meier, 2019c, S. 1). Die Tabelle 50 zeigt diese auf:

Tabelle 50: Die drei konstituierenden Modelle eines adaptiven Lernsystems
(eigene Darstellung in Anlehnung an Dillenbourg, 2016, S. 549 und Meier, 2019c, S. 1)

Domänen-Modell	– Informationen u.a. über Lerninhalte und ihre Beziehungen oder Abhängigkeiten zueinander – Artikuliertes Modell der Aufgabe, die der Lerner/die Lernerin ausführen soll
Lernenden-Modell	– Informationen zu beispielsweise Vorwissen, durch z. B. ein tieferes Verständnis für Schwierigkeiten von Lernenden durch Fehler

Tutorielles Modell	– Informationen u. a. über Lernpfade oder die Platzierung und Gestaltung von Feedback, die bessere pädagogische Entscheidungen ermöglichen

Diese drei Modelle werden von Dillenbourg (2016, S. 549) als Trilogie der Künstlichen Intelligenz in der Bildung (AIED) bezeichnet und wurden bereits in Kapitel 7.3 thematisiert.

Die Adaptivität kann auf verschiedene Weise umgesetzt werden. Eine der vielen Möglichkeiten der Anpassung und Personalisierung ist die Unterscheidung zwischen der Aufgabenebene (outer loop), bei der je nach Reaktion auf die Aufgabe eine andere nächste Aufgabe gestellt wird, und/oder ob während der Aufgabe weiter ausdifferenziert wird und der Lernende bei der Lösung innerhalb der Aufgabe unterstützt wird (inner loop) (Meier, 2019c, S. 5).

Verschiedene Anbieter auf dem Markt bieten adaptive Lernsysteme an. Derzeit sind sie eher im schulischen Kontext als im Unternehmenskontext verbreitet. Prominente Beispiele sind ALEKS, Cognitive Tutors von Carnegie Learning, Knewton und Squirrel.AI. Einige wenige Anbieter scheinen explizit auf den Unternehmenskontext ausgerichtet zu sein. Neben Domoscio gilt Area9 als ein prominenter Anbieter von KI-basierten adaptiven Lernlösungen für das Lernen in Unternehmen.

Meier (2019c, 15, 19) stellte bereits bekannte und prominente Erfolgsfaktoren und Fallstricke adaptiver Lernsysteme vor. Sie lassen sich in Aspekte unterteilen, die Corporate Learning als solches betreffen, und andere, die die Lernenden betreffen. Eine zentrale Voraussetzung für den Aufbau eines adaptiven Lernsystems ist die feingranulare Aufteilung der Inhalte oder anders ausgedrückt, die Bildung des Domänen-Modells. Dieser hohe Detaillierungsgrad der Inhalte ist eine neue Anforderung und hat folgende Konsequenzen für die Personalentwicklung und die SME:

- Ein hohes Mass an inhaltlichen Kenntnissen ist erforderlich;
- Inhalte mit klaren Aussagen und Theorien sind geeignet, kontroverse Inhalte dagegen weniger;
- Die erforderliche kleinteilige Aufschlüsselung der Inhalte bedeutet einen hohen Zeitaufwand.

Auf der Seite der Lernenden führt der Einsatz eines adaptiven Lernsystems auch zu Veränderungen in der Lernerfahrung.

- Erfolgsfaktor: Verringerung der erforderlichen Lernzeit;
- Erfolgsfaktor: Förderung der Metakognition und Wahrnehmung des eigenen Lernprozesses durch verschiedene Evaluationen und Rückmeldungen;

- Mögliche Fallstricke: Keine klassische Dramaturgie mehr - die Lernerfahrungen folgen nicht der klassischen Struktur des traditionellen E-Learnings oder des Klassenzimmers. Ein roter Faden durch den Inhalt ist weniger wahrscheinlich zu finden in adaptiven Lernumgebungen.

Adaptive Lernsysteme sind nicht unumstritten. „In der formalen Bildung kann KI sowohl positive als auch negative Auswirkungen auf das Lernen haben“ (eigene Übersetzung; Tuomi, 2018, S. 28). In der formalen Bildung besteht die Gefahr, dass durch den Technologieschub Lösungen entstehen, die aus pädagogischer und didaktischer Sicht nicht besonders sinnvoll sind. Wenn das Verständnis von Lernen beispielsweise stark behavioristisch geprägt ist oder überhaupt keiner lerntheoretischen Orientierung folgt, könnten sich aufgrund der hohen Skalierbarkeit von KI-basierten Lösungen schlechte Praktiken verbreiten (Tuomi, 2018, S. 28–29).

Tuomi (2018) bezog sich ausdrücklich auf den formalen Kontext. Solche Diskussionen beziehen sich jedoch nicht nur auf die formale Bildung, sondern müssen auch im Kontext des Corporate Learnings betrachtet werden. Solche Auseinandersetzungen sind in der Personalentwicklungsliteratur derzeit noch selten.

Mehr über die Unterscheidung zwischen Adaptivität und Personalisierung, ihre verschiedenen Formen und die normativen Diskussionen um KI-basierte adaptive Lernlösungen finden sich in Kapitel 7.

Learning-Reinforcement-Systeme

Das zweite Standardprodukt von Domoscio, Domoscio LOCK, kann als Learning-Reinforcement-System und Wissensspeicherhilfe eingeordnet werden. Solche Lösungen werden oft mit der klassischen Vergessenskurve von Ebbinghaus aus dem Jahr 1880 und dem Spaced-Repetition-Effekt in Verbindung gebracht, der z.B. von Sebastian Leitner mit seinem Karteikartensystem oder vielen Experimenten und Studien mit den unterschiedlichsten Zielgruppen beeinflusst wurde, wie z.B. von Dempster (1989). Die Graphen in der folgenden Abbildung stellen die Vergessenskurve und den Effekt des zeitlich gestaffelten Wiederholungslernens dar.

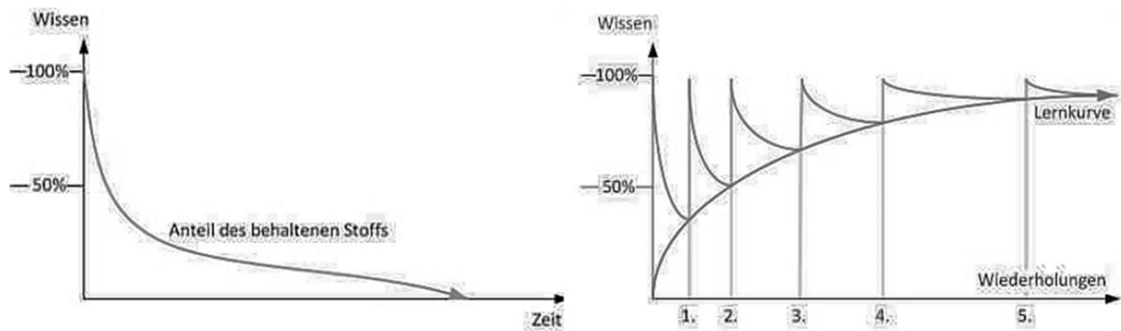


Abbildung 53: Theoretische Grundlage von Learning-Reinforcement
(Darstellung in Anlehnung an Breuer, 2016, S. 3)

Bis heute ist nicht geklärt, welche Zeitintervalle zu optimalen Ergebnissen führen, und Aussagen hängen auch von den Lerninhalten ab.

Basierend auf diesen Theorien und dem Ziel des Langzeitgedächtnisses können Lösungen in den unterschiedlichsten Ausführungen angeboten werden: traditionelle Karteikartensysteme mit oder ohne KI, Systeme in Form eines Chatbots oder andere Benutzerschnittstellen. Neben Domoscio bieten Card2Brain, Magma Learning, Memrise, Quizlet und ReminDo Lösungen im Bereich der Spaced-Repetition an. Einige nutzen neben dem eigentlichen Spaced-Repetition-Effekt auch andere Funktionen, wie verschiedene Benachrichtigungen und Nudges. Nicht alle diese Marktlösungen sind KI-basiert.

Die Kontroverse um adaptive Lernsysteme gilt auch für Learning-Reinforcement-Systeme, insbesondere hinsichtlich der zugrundeliegenden Lehr- und Lerntheorien und der Fähigkeit, Kompetenzen zu fördern, statt sich auf die reine Wissensvermittlung zu konzentrieren. Daher ist es angebracht, den jeweiligen Anwendungskontext und die Ziele für solche Systeme entsprechend zu setzen. Das Auswendiglernen und Verinnerlichen von Wissen kann ein sinnvolles Ziel sein. Es ist jedoch zu beachten, dass die Anwendung für einige Lernziele und Ziele der Kompetenzentwicklung auf einer höheren Taxonomiestufe unangemessen sein könnte. Es ist denkbar, solche Systeme mit anderen Lernangeboten und -prozessen zu kombinieren, um optimale Effekte zu erzielen.

Fazit: Je nach Zweck des Systems kann es zahlreiche Vorteile bringen. Allerdings müssen auch die Nachteile und Befürchtungen berücksichtigt werden und die Entscheidung sollte situationsspezifisch ausfallen.

8.4.5 Kontext der Anbieterfirma: Kurzporträt von Domoscio

Domoscio wurde 2013 gegründet und hat sich auf Big Data für Learning und adaptive Lernlösungen spezialisiert (Domoscio, 2020a, S. 25). Laut Domoscio Website (2021d)

„geht es bei Domoscio darum, Lernerfahrungen zu personalisieren, um zwei Herausforderungen zu bewältigen: die richtigen Fähigkeiten entsprechend den Bildungszielen, beruflichen Anforderungen oder persönlichen Entwicklungserwartungen zu erwerben und diese Fähigkeiten langfristig zu erhalten. Das Unternehmen hat sich zum Ziel gesetzt, das lebenslange Lernen neu zu erfinden, indem es die neueste Forschung in den Bereichen Kognitionswissenschaft, intelligente Daten und KI-Technologien kombiniert. Domoscio hat etwa 14 Mitarbeitende und seinen Sitz in Paris. Zu seinen Kunden gehören Gaz Réseau Distribution France (GRDF), IFCAM, Renault und die Société Nationale des Chemins de fer Français (SNCF)“ (eigene Übersetzung; Domoscio Website, 2021a). Darüber hinaus ist das Unternehmen von der Europäischen Kommission, dem französischen Bildungsministerium, der französischen Nationalen Forschungsagentur (ANR) und der französischen Investitionsbank (Bpifrance) anerkannt und akkreditiert. (Domoscio, 2020a, S. 25). Domoscio veröffentlicht auch White Paper, um das Verständnis für die Technologie und die erfolgreiche Einführung von KI-basierten Systemen zu fördern. Zwei davon wurden in diese Fallstudie aufgenommen. Die Hauptbereiche des Dienstleistungsangebots von Domoscio sind Learning Analytics, adaptives Lernen und Beratungsdienste (Domoscio, 2020a, S. 25) dies widerspiegelt sich in den Produkten des Unternehmens. Domoscio bietet die folgenden Produkte an (Stand: Juli 2021)¹⁶ :

- Domoscio HUB (adaptives Lernen)
- Domoscio LOCK (Lernverstärkung)

Das Unternehmen bietet auch Kundenprojekte unter dem Label Domoscio LAB an. Die in der Fallstudie thematisierten Lösungen werden im Rahmen der Fallanalyse ausführlicher beschrieben.

Das Lernkonzept von Domoscio basiert auf dem Modell, das in Tabelle 51 präsentiert wird:

Tabelle 51: Domoscio-Lernkonzept
(eigene Darstellung in Anlehnung an Domoscio, 2020a, S. 6–7)

	Konzept	Theoretische Grundlage
1	Assimilation ist der eigentliche Lernvorgang, bei dem man etwas Neues entdeckt und das Konzept anschliessend in die eigene Wissensbasis integriert.	1984 verglich Bloom den konventionellen Unterricht mit der Einzelbetreuung und wies nach, dass letztere deutlich effektiver war: Die Lernenden erzielten bessere Testergebnisse, arbeiteten kürzer an den Themen und hatten im Allgemeinen eine positivere Einstellung. Allein daraus lässt sich ableiten, dass der 'Einheits'-Ansatz im Hinblick auf die pädagogischen Ergebnisse gegenüber der Einzelunterrichtsmethode, die zugegebenermassen sehr viele Ressourcen erfordert,

¹⁶ <https://domoscio.com/en/products/domoscio-lab/>, Stand 28. Juli 2021

		eingeschränkt sein kann. Nach dieser Logik könnte die Einzelbetreuung fast als ein Ziel angesehen werden, auf das man hinarbeiten sollte, um eine bessere Assimilation zu erreichen, aber sie ist kaum auf Massensettings anwendbar, da sie ressourcenintensiv ist und kein soziales Lernen oder eine Peer-to-Peer-Zusammenarbeit ermöglicht.
2	Konsolidierung ist die Phase der Stabilisierung und Speicherung einer Gedächtnisspur nach dem anfänglichen Erwerb von neuen Informationen, Kenntnissen, Fähigkeiten oder Kompetenzen	– Verteiltes Üben - Einführung eines Übungsplans, der die Lernaktivitäten über die Zeit verteilt – Übungstests - Selbsteinschätzung oder Prüfung von noch nicht gefestigtem Material/Sachverhalt
3	Die dritte Phase ist die Anwendung , in der die erworbenen Informationen, Kenntnisse und Fähigkeiten auf reale, greifbare Fälle angewandt werden	Domoscio verweist auf das 70-20-10-Modell

Das Unternehmen begründet die Bedeutung des adaptiven Lernens wie folgt: „Da jeder Mensch eine Vorliebe für eine bestimmte Art von Pädagogik oder einen bestimmten Lernstoff hat, erscheint es logisch, den Lernweg und die Lernmethoden an den Einzelnen anzupassen, damit er eine bessere Chance hat, einen bestimmten Wissensbestand zu integrieren und zu festigen. Diese Praxis kann unterstützt werden, indem man die Lernenden mit Tests und nützlichen Rückmeldungen herausfordert und so die Konsolidierung sicherstellt.“ (eigene Übersetzung; Domoscio, 2020a, S. 7)

Domoscio vertritt in dieser Fallstudie die Anbieterseite, während IFCAM die Kunden- seite darstellt.

8.4.6 Kontext des einführenden Unternehmens: Kurzporträt von IFCAM

Das Institut de Formation du Crédit Agricole Mutuel (IFCAM) ist die Firmen-Universität der Crédit Agricole Gruppe. Der Universitätscampus erstreckt sich über zwei Standorte: Rue La Boétie in Paris und Silvae in Montrouge, dem Zentrum der Gruppe. (IFCAM Website, 2021a). Die Crédit Agricole-Gruppe beschäftigt weltweit rund 142.000 Mitarbeitende in mehr als 48 Ländern und bezeichnet sich selbst als 10. Weltbank, erster Vermögensverwalter in Europa, erster Finanzier der Wirtschaft in Frankreich und erster Versicherer in Frankreich (Groupe Crédit Agricole Website, 2021). Die Hauptzielgruppe der IFCAM sind ihre Mitarbeitenden und die 31.774 Direktoren und 2.509 Präsidenten der lokalen und regionalen Gegenseitigkeitsgesellschaften. Die IFCAM bietet jedes Jahr mehr als zwei Millionen Ausbildungsstunden an (IFCAM Website, 2021a). Wie auf der Website IFCAM Website (2021a) aufgezeigt wird, deckt IFCAM „alle für Bank- und Versicherungsberufe erforderlichen Kenntnisse ab und hilft

den Mitarbeitenden, ihre Fähigkeiten zu verbessern, unabhängig von ihrem Niveau, ihrem Beruf oder ihrer Funktion. Das Angebot deckt sechs Hauptbereiche des Bank- und Versicherungswesens ab und garantiert so eine einheitliche und vollständige Ausbildung der Mitarbeitenden in technischen, regulatorischen, verhaltensbezogenen und relationalen Aspekten sowie eine perfekte Integration in die Unternehmenskultur“ (eigene Übersetzung).

„Eine der Aufgaben des IFCAM ist es, Innovationen zu identifizieren, die die Ausbildung verändern werden, um zwei grosse Herausforderungen zu bewältigen: die Optimierung des Lernens, indem die Mitarbeitenden des Crédit Agricole zu aktiven Lernenden gemacht werden, und die Rationalisierung der Ausbildungszeit in einem Kontext, in dem die regulatorische Ausbildung einen starken Einfluss auf unsere Geschäfte hat. Bereits 2018 haben wir das Potenzial von künstlicher Intelligenz und Daten für unsere Geschäftsbereiche erkannt und eine Abteilung geschaffen, die sich diesen Themen am IFCAM widmet“ (eigene Übersetzung; IFCAM Blog, 2019b).

Die folgende Abbildung veranschaulicht die Aufgaben des IFCAM:

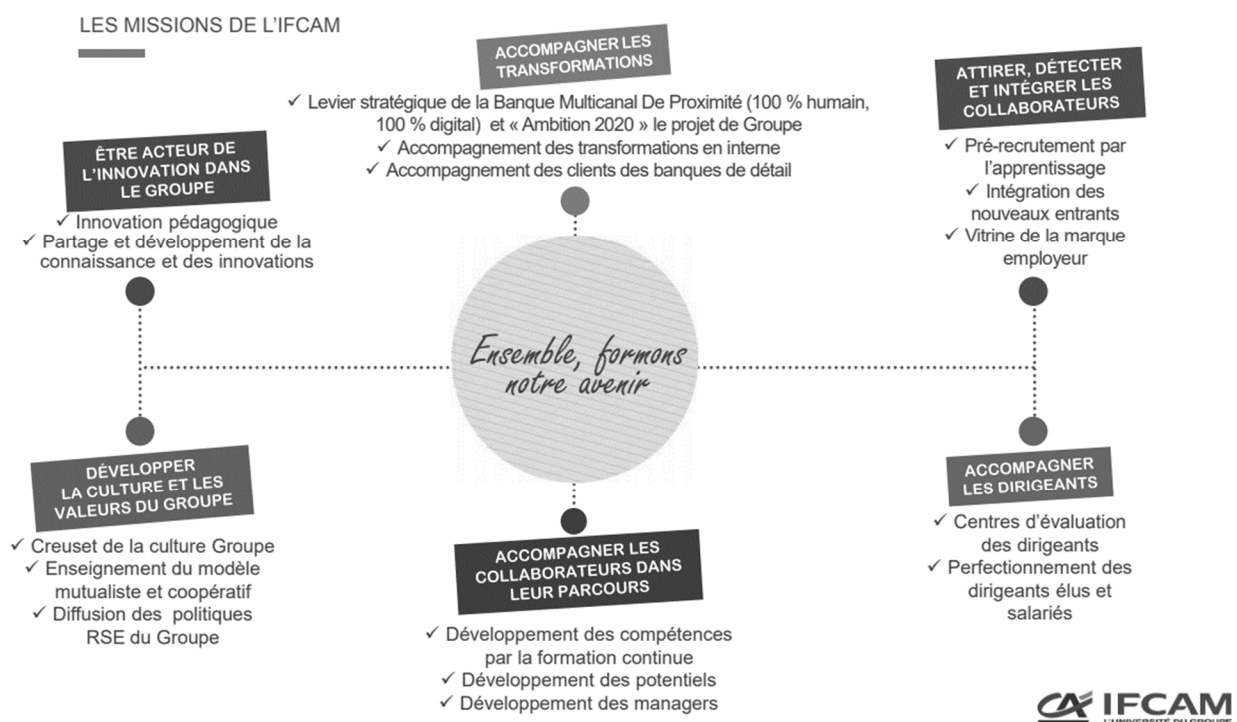


Abbildung 54: Die Aufgaben des IFCAM
(Darstellung angelehnt an IFCAM Website, 2021b)

8.4.7 Beschreibung der KI-basierten Lösung

Die Zusammenarbeit zwischen IFCAM und Domoscio begann im Jahr 2017. Per Juli 2021 waren am IFCAM drei verschiedene KI-basierte Lösungen im Einsatz, die von Domoscio unterstützt werden. Das IFCAM nutzt alle drei Angebote von Domoscio. Diese Fallstudie konzentriert sich jedoch auf Domoscio HUB und Domoscio LOCK. Aussagen zum individualisierten Projekt mit dem Namen Scan up werden nur dann aufgenommen, wenn sie direkte Informationen zur Beantwortung der Forschungsfragen liefern. Der Grund für diese Einschränkung liegt in der verfügbaren Datenlage und der Forschungsökonomie.

Der Anwendungskontext, in dem die KI-basierten adaptiven Lernlösungen eingesetzt werden, wird in Tabelle 52 dargestellt:

Tabelle 52: Anwendungskontext von Domoscio@IFCAM
(eigene Darstellung in Anlehnung an IFCAM Blog, 2019a, 2020)

Studienprogramm	Diplomstudiengänge, die einem Bachelor-Abschluss gleichkommen
Merkmale des Studiengangs	– Existiert seit 10 Jahren – Besteht aus sieben Unterrichtsblöcken, die durch eine Abschlussprüfung validiert werden – Seit 2015 sind einige der Unterrichtsblöcke MOOCs – Kann sich über sechs Monate oder mehr erstrecken – Eines der Anwendungsfelder ist das Thema ‘Individueller Kundenservice’, das Flaggschiff unter den Diplomen der Gruppe, oder das Thema ‘Sparen’.
Zielgruppe	3.500 bis 4.000 Studenten schreiben sich jedes Jahr ein
Plattform	Moodle, eine adaptive Lernfunktion, wird über ein Plugin installiert

Das Hauptziel des ersten Pilotprojekts bestand darin, unbenotete Quizfragen bereitzustellen, die an das Niveau und die Bedürfnisse der einzelnen Lernenden angepasst werden können, um die Effizienz zu steigern (IFCAM Blog, 2020).

In diesem Abschnitt werden die untersuchten KI-basierten Lösungen beschrieben. Die Beschreibungen umfassen die Hauptfunktionen von Domoscio HUB und Domoscio LOCK, gibt eine Übersicht über ein typisches Lern-/Nutzererlebnis, zeigt die technischen Komponenten/Leittechnologien im Zusammenhang mit der KI und die dazu erforderlichen Daten. Aufgrund der Vertraulichkeit einiger Daten und Algorithmen und der Tatsache, dass sich diese Forschungsarbeit eher auf nicht-technische Merkmale konzentriert, werden diese Aspekte nur oberflächlich beschrieben.

Die Beschreibungen der Lösungen soll der Leserschaft helfen, die Funktionalitäten besser zu verstehen. Dieses Verständnis ist eine wesentliche Voraussetzung dafür, dass die nachfolgenden Analysen zur erfolgreichen Einführung von adaptiven Lernsystemen und

die Implikationen für die Rolle der Personalentwicklung interpretiert und in den Kontext eingebettet werden können.

Wichtigste Funktionalitäten

„Durch die Nachahmung des menschlichen Verhaltens zur Gewinnung von Erkenntnissen bieten adaptive Lernlösungen dem Lernenden in Echtzeit Anleitung, Feedback und Erklärungen, und was noch interessanter ist, sie können Lernaktivitäten empfehlen, die speziell auf den einzelnen Lernenden zugeschnitten sind.“ (eigene Übersetzung; Domoscio, 2020a, S. 10)

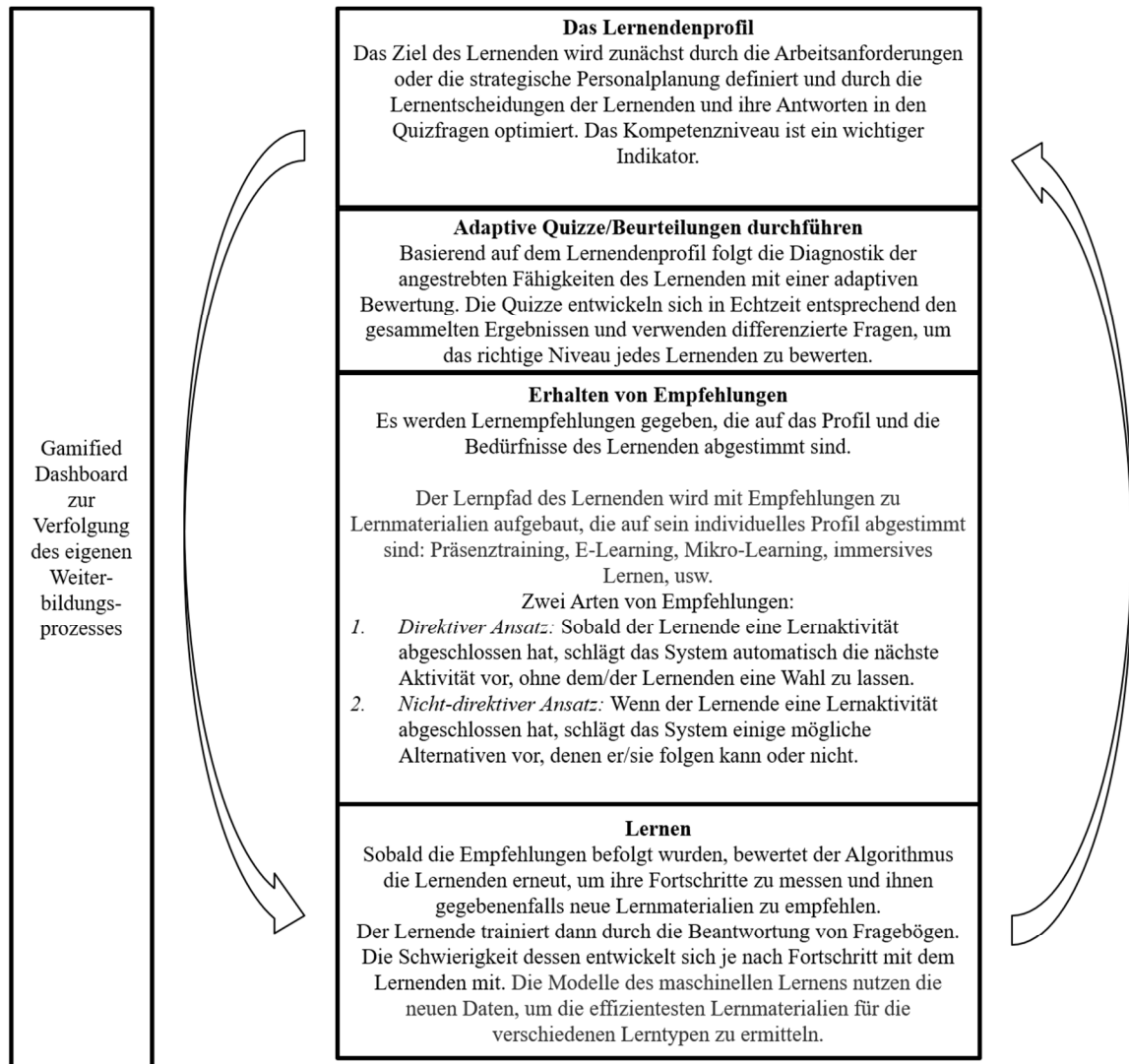
Tabelle 53 vermittelt einen ersten Überblick zu den beiden am IFCAM eingesetzten adaptiven Lernlösungen und deren Haupt-Merkmale:

Tabelle 53: KI-basierte Lösungen von Domoscio bei IFCAM
(eigene Darstellung in Anlehnung an Domoscio, 2020b, S. 8 und Domoscio Video, 2021)

Produkt	Domoscio HUB	Domoscio LOCK
Konzept	Adaptives Lernen/personalisiertes Lernen	Spaced-Repetition/Lernverstärkung
Wichtigste Ziele	Mit personalisierten Empfehlungen sparen die Lernenden Zeit und bleiben motiviert, da sie nur die Lernaktivitäten durchlaufen, die sie benötigen.	Domoscio LOCK verstärkt das langfristige Einprägen von Wissen.
Kurzbeschreibung	Es bewertet die Fähigkeiten jedes Lernenden, um einen massgeschneiderten Lernplan zu erstellen. Auf der Grundlage ihres Profils erhalten die Lernenden personalisierte Empfehlungen für Lernmaterialien und angepasste Quizze zur Überprüfung ihrer Fähigkeiten. Die Empfehlungsmaschine arbeitet auf zwei Ebenen: <i>Short stage:</i> Dies ist die Mikro-Empfehlung, bei der die Lernenden durch die richtige Abfolge von Lernaktivitäten, Videos, Übungen und Bewertungen geführt werden, um ihr Lernziel zu erreichen. Die Empfehlung basiert auf ihren Versuchen, ein bestimmtes Konzept innerhalb eines bestimmten Ziels zu verinnerlichen. <i>Long stage:</i> Dies ist die Makro-Empfehlung, bei der sich ein bestimmtes Thema aus mehreren verschiedenen Konzepten zusammensetzt. In dieser Phase wird das Thema als Ganzes betrachtet und nicht nur einzelne Konzepte. Es werden die richtigen Kurse, Ziele oder Module vorgeschlagen.	IFCAM nutzt die Wiederholung in bestimmten Abständen, um den Lernenden zu helfen, das Gelernte zu übertragen und zu behalten. Domoscio LOCK sorgt dafür, dass die Lernenden das Gelernte langfristig festigen. Um dies zu erreichen, erhalten die Lernenden je nach ihrer Fähigkeit, Wissen zu behalten, personalisierte Erinnerungshilfen. Die Erinnerungshilfen bestehen aus Quizfragen.
Anmeldung	Ausbildung in Kombination mit verschiedenen MOOCs	Lerntransfer der Ausbildung/Beibehaltung des Lernenden nach der Ausbildung

Nutzungserlebnis

Am IFCAM werden Domoscio HUB und Domoscio LOCK in verschiedenen MOOCs eingesetzt, die zu formalen Abschlüssen führen. Die folgende Abbildung veranschaulicht eine Domoscio HUB-Erfahrung aus der Perspektive eines Lernenden:



Beispiel:

Während jedem MOOC werden die Mitarbeitenden eingeladen, eine oder mehrere adaptive Prüfungen zu absolvieren: Für jedes zu erlernende Thema wählt Domoscio HUB die passenden Fragen aus, um die Kenntnisse der Mitarbeitenden präzise zu bewerten. Das Gelernte wird mit verschiedenen Quizfragen überprüft, deren Schwierigkeitsgrad sich je nach Fortschritt weiterentwickelt. Sobald sie den erforderlichen Kenntnisstand für jedes Thema erreicht haben, setzen die Mitarbeitenden ihren Kurs fort und wiederholen diesen Prozess während der anderen MOOCs bis hin zur Abschlussprüfung.

Abbildung 55: Nutzungserlebnis mit Domoscio HUB

(eigene Darstellung in Anlehnung an Domoscio, 2020b, S. 8; Domoscio Website, 2020; Domoscio Website, 2021b und IFCAM Blog, 2019a)

Die Nutzung durch Lernende von Domoscio LOCK erfolgt nach dem Training oder einem Modul. Die Anwendung hilft, das Gelernte im Alltag zu verankern und in das Langzeitgedächtnis zu übertragen. Der Lernende erhält Benachrichtigungen und Erinnerungen, die auf sein kognitives Profil abgestimmt sind. Die Benachrichtigungen können per

E-Mail, über eine mobile Anwendung oder innerhalb der Webanwendung empfangen werden. Im Fall von Domoscio bestehen die Erinnerungen aus verschiedenen Quizfragen (Domoscio Website, 2020 und Domoscio Website, 2021c).

Die Algorithmen in Domoscio HUB und Domoscio LOCK arbeiten auf zwei Ebenen. Erstens lernen sie mit der Zeit die Stärken, Schwächen und das Leistungsniveau jedes Lernenden. Zweitens erkennen sie auf einer höheren Ebene, welche Fragen für welche Art von Lerngruppen wertvoll sind und welche Empfehlungen in welcher Konstellation am sinnvollsten sind. Damit liefern sie wertvolle Informationen für Lerndesigner*innen. Die Vorhersagen werden im Laufe der Zeit immer genauer und können sich erheblich von dem ursprünglich eingegebenen idealen Lernpfad der SME unterscheiden. Solche Erkenntnisse sind für die Personalentwicklung wertvoll, um Lernangebote zu optimieren. Ein Dashboard gibt Rückmeldung über die Relevanz und den Schwierigkeitsgrad des Lernmaterials, den Fortschritt der Lernenden auf individueller und kollektiver Ebene und den Fortschritt bei der Schliessung von Kompetenzlücken. Diese Informationen werden auch den Managern zur Verfügung gestellt. Die Personalentwicklung und die Führungskräfte haben die Möglichkeit, auf der Grundlage der bereitgestellten Daten potenzielle Schulungsmassnahmen zu ermitteln (Domoscio, 2020b, S. 8; Domoscio Website, 2020 und Domoscio Website, 2021b).

Wichtigste technische Komponenten

Um die beschriebene Lernerfahrung und die verschiedenen Funktionalitäten zu ermöglichen, ist eine Vielzahl von technologischen Anwendungen erforderlich. Domoscio (2020a, S. 14) beschreibt die Komponenten in Tabelle 54 als zentral für ein adaptives Lernsystem.

Tabelle 54: KI-Komponenten eines adaptiven Lernsystems nach Domoscio
(eigene Darstellung in Anlehnung an Domoscio, 2020a, S. 14 und Domoscio, 2020a, S. 7–10; IFCAM Blog, 2019b)

Komponente eines adaptiven Lernsystems	Kurzbeschreibung	Beispiele für KI-Engines für diese Komponente
Analyse der Daten	Die Daten, die die Lernenden beim Lernen mit einem adaptiven System erzeugen, werden analysiert, um personalisierte Lernpläne zu erstellen und Empfehlungen auszusprechen	Visualisierungs-Engine: Diese Engine bietet den verschiedenen Nutzern der Plattform Einblicke durch die Anzeige von Daten, Informationen, Statistiken oder Feedback. Zu den Nutzern gehören Lernende, Lehrer*innen, Ausbilder*innen, Manager*innen und Autor*innen. Es macht den Lernenden ihre eigenen Lernerfahrungen bewusster und ermöglicht es ihnen, ihre

	– Dashboards zu erstellen, die aufschlussreiche Daten und Vorhersagen enthalten.	Fortschritte zu verfolgen, ihre Schwächen zu entdecken und ihre Erfolge zu zeigen. Auch die Lehrkräfte können den Lernprozess besser steuern, verfolgen und bei Bedarf Nachhilfe geben.
Empfehlungssysteme	Bei Empfehlungssystemen geht es um die Vorhersage von Nutzerreaktionen auf eine Reihe von Optionen. Die Empfehlungen dienen dazu, den Fokus des Lernenden auf die effizienteste Art und Weise auf das Lernziel zu lenken.	Empfehlungs-Engine: Das Ziel dieser Maschine ist es, den optimalen Weg zu finden, um die Lernziele schnell und einfach zu erreichen. Um personalisierte Empfehlungen geben zu können, berücksichtigt das System die Informationen über den Lernenden (Lernprofil und Ziele), den Inhalt (Schwierigkeitsgrad und Relevanz) und die Echtzeitdaten, die beim Durcharbeiten des Inhalts durch den Lernenden entstehen. Am IFCAM werden unter anderem die folgenden Ansätze verwendet: – Geschäftsregeln (Merkmale des Benutzers auf der Grundlage der eigenen Spezialisierung, z. B. Bank- oder Versicherungswesen, und der Art der absolvierten Kurse) – Ähnlichkeit nach Produkt (das Element ähnelt denen, die der Nutzer bereits schätzt/konsultiert, wie z. B. Podcasts anstelle von Artikeln) – Ähnlichkeit der Nutzer (Nutzer, die Produkt Y gekauft haben, haben auch Produkt X gekauft)
Benutzerkohortierung/Clustering	Unter Benutzerkohorte/Clusterbildung versteht man die Gruppierung von Studierenden, die sich ähnlich sind, so dass sie zusammenarbeiten, sich gegenseitig inspirieren und sich auf die am besten geeigneten Kommilitonen stützen können.	Matching-Engine: Diese Engine analysiert Ähnlichkeiten zwischen verschiedenen Lernenden. Das Ziel ist es, die Lernenden in homogene Untergruppen aufzuteilen, so dass jede Gruppe ähnliche Lernmerkmale aufweist. Dies trägt dazu bei, mehr Einblicke in das Clustering und die Wissensgenerierung in Bezug auf verschiedene Zielgruppen zu gewinnen.
Modellierung der Lernenden	Bei der Lernermodellierung wird der Lernende in den Mittelpunkt gestellt und es wird versucht, das Verständnis des Lernenden und das Lernziel zu ermitteln.	Revisions-Engine: Diese Maschine ist ein wichtiger Bestandteil von Domoscio LOCK. Sie personalisiert sowohl den Zeitraum als auch das Thema der Erinnerungen nach dem Training. Das Ziel ist es, den optimalen Zeitpunkt für einen Lernenden zu finden, um ein bestimmtes Konzept zu wiederholen.
Erkennung von Ausreißern	Die Erkennung von Ausreißern bezieht sich auf die Aufdeckung von Anomalien. Diese Methode wird z. B. eingesetzt, um jemanden zu erkennen, der möglicherweise schummelt, der bei der Erreichung seines Lernziels nachlässt, oder auch um potenzielle	Prädiktive Analyse-Engine: Diese Engine ergänzt die Visualisierungs-Engine, indem sie die richtigen Informationen zur richtigen Zeit an den richtigen Benutzer weiterleitet.

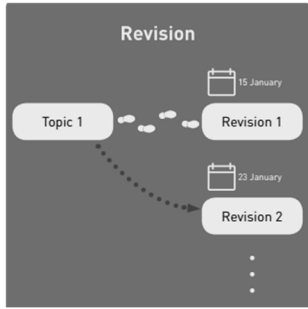
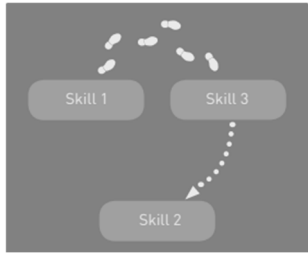
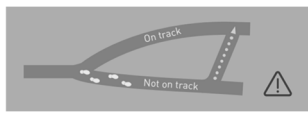
	Studienabbrecher zu identifizieren.	

Domoscio (2020a) erklärt einen selbstlernenden Algorithmus wie folgt: „Der Algorithmus ist dynamisch und berechnet kontinuierlich seine nächste Vorgehensweise auf der Grundlage neuer Dateneingaben sowie der neuen Erkenntnisse, die er aus diesen und aus menschlichen Interaktionen gewinnt, neu. Dies ermöglicht es ihm, im besten Interesse des Lernenden zu reagieren, und stärkt seine Fähigkeit, ein besseres Lernergebnis zu erzielen“ (eigene Übersetzung; S. 18).

Um die Funktionen und das Zusammenspiel der verschiedenen Algorithmen zu veranschaulichen, hat Domoscio ein fünfstufiges Modell des adaptiven Lernens entwickelt. Das Modell ist detailliert beschrieben in Tabelle 55.

Tabelle 55: Die fünf Phasen des adaptiven Lernens
(eigene Darstellung in Anlehnung an Domoscio, 2020a, S. 14)

Schritt 1		Kurze Phase An diesem Punkt versucht der Lernende, sich ein bestimmtes Konzept anzueignen. Während der Lernende die adaptive Lernlösung nutzt, schlägt der Algorithmus eine spezifische Abfolge von angepassten Bewertungen, Inhalten und anderen Aktivitäten für ihn/sie vor. Die Dateneingaben für die algorithmische Analyse sind wie folgt: – Das Lernziel des Konzepts – Historische Typen von Inhalten, Bewertungen und anderen Aktivitäten, die für die Lernenden am besten geeignet sind – Verhalten der Lernenden und der Mitschülern in Bezug auf das Konzept – Verständnis der Lernenden für das bisherige Material, in dem das Konzept diskutiert wurde – Der Grad der Aneignung des Konzepts durch den Lernenden
Schritt 2		Lange Phase Ein spezifisches Thema setzt sich aus mehreren verschiedenen Konzepten zusammen. In dieser Phase wird das Thema als Ganzes und nicht als einzelne Konzepte betrachtet. Der Algorithmus schlägt das nächste Konzept vor, das assimiliert werden soll, und schlägt einen Lernpfad vor, der Daten aus folgenden Bereichen berücksichtigt – Das Lernziel – Das Niveau der Fortschritte des Lernenden bei der Beherrschung des Themas – Verhalten und Fortschritte von Mitschülern in Bezug auf dieses Thema

Schritt 3		Revisionsphase Nach der Assimilation muss eine Konsolidierung erfolgen, die durch Wiederholung in bestimmten Abständen erreicht wird. Der Algorithmus schlägt einen massgeschneiderten Wiederholungsplan für den Lernenden sowie einen geeigneten Test vor, um die Anzahl der Fragen zu optimieren und herauszufinden, was wann wiederholt werden soll. Die berücksichtigten Dateneingaben sind – Die Erwartung, wann der Lernende wahrscheinlich vergessen wird – Die Schwierigkeit für den Lernenden, das Konzept zu behalten – Die Beziehungen zwischen verschiedenen Konzepten und Inhalten – Das Verhalten des Lernenden in Bezug auf die Überarbeitung und das seiner Mitschülern
Schritt 4		Makro-Phase Diese Phase tritt ein, nachdem das Lernziel für ein bestimmtes Thema erreicht wurde. Der Algorithmus gibt dann eine Empfehlung für das nächste Ziel und das nächste Lernziel ab (das nächste Thema, das behandelt und bewältigt werden soll). Die Eingaben beruhen auf allen Informationen, die in den vorangegangenen Phasen gesammelt wurden. Auch hier werden die ermittelten Fähigkeiten, Interessen und pädagogischen Präferenzen des Lernenden sowie die seiner Mitschüler und die erzielten Ergebnisse herangezogen.
Schritt 5		Verbesserungsphase Während des gesamten Prozesses analysiert der Algorithmus die Fortschritte des Lernenden, um eine Schwierigkeit oder einen Punkt zu erkennen, an dem er/sie stecken bleiben könnte (und versucht sein könnte, abzubringen). Als Reaktion darauf kann der Algorithmus jederzeit eine neue Sequenz vorschlagen, um den Lernenden wieder auf den richtigen Weg zu bringen. Wenn diese Situation eintritt, erhält der Ausbilder eine Warnung oder Benachrichtigung und kann eingreifen, um das Problem zu lösen.

Ein Lerndatenspeicher (Learning Record Store, LRS) und die Interoperabilität von Lernwerkzeugen (Learning Tools Interoperability, LTI) sind zwei entscheidende Aspekte einer KI-basierten Lernlösung. Darüber hinaus basieren die Lösungen von Domoscio auf verschiedenen Integrationsstandards, die die Integration mit bestehenden Systemen erleichtern. Solche Standards und Grundlagen sind die Web Ontology Language (OWL), Question and Test Interoperability (QTI), das Shareable Content Object Reference Model (SCORM), die Experience Application Programming Interface (xAPI) und die Web Application Programming Interface (Web API).

Eine wesentliche Grundlage für die verschiedenen KI-basierten Funktionen sind Daten. Sie werden im folgenden Abschnitt erläutert.

Daten in den Lösungen von Domoscio

Algorithmen benötigen Daten, um zu funktionieren. Für den Aufbau einer adaptiven Lernlösung werden drei Hauptkategorien interner Daten benötigt, nämlich Inhalte, Nutzer und Lernereignisse (Domoscio, 2020b, S. 4). Nach Domoscio (2020b, S. 12) und dem Blog des IFCAM (2019b) zeigen mehrere Beispiele, welche Art von Daten in jeder dieser Kategorien von Interesse sind. Die Aufzählung bezieht sich auf die Implementierung von Domoscio HUB am IFCAM.

- Verfügbare Schulungskurse/Inhalte: Der Katalog der Schulungskurse, die den Mitarbeitenden zur Verfügung stehen (z. B. Online- oder Offline-Schulungen, Lernen im eigenen Tempo, virtuelle Klassenzimmer, Videos und Quiz), sowie Angaben zu den Kompetenzen oder Job-Rahmenbedingungen.
- Mitarbeitendendaten/Nutzer: Alle Mitarbeitenden der Crédit-Agricole-Gruppe, die in der IFCAM-Datenbank vorhanden sind, mit Attributen wie Beruf, Jobrolle, Karriereentwicklung, Position im Team, Senioritätsebene, Unternehmenseinheit und Merkmalen der Lernenden (z. B. Studienniveau oder Studienrichtung). Solche Attribute werden häufig anonymisiert und zur Bildung von pseudonymisierten Merkmalen und Clustern von Lernenden verwendet.
- Interaktionen/Lernereignisse: Der Verlauf der von den Mitarbeitenden durchgeführten Schulungen und Echtzeitdaten.

Bezüglich der Echtzeitdaten betont Domoscio (2020b, S. 12) die Relevanz der Synchronisation von Daten, die den Wissensstand, den Fortschritt, die Aktionen (z. B. Lesen eines Textes, Anschauen eines Videos, Anhören eines Podcasts, Beantworten eines Tests, Suchen nach Hilfe, Durchsuchen von Inhalten, Genehmigen von Inhalten, Besuchen von Kursen und Suchen von Ressourcen) und die Präferenzen des Lernenden darstellen. Die Daten können aus verschiedenen Systemen stammen, z. B. aus LMS/e-Learning-Plattformen, Simulationsplattformen, VR-Lösungen, ERP-Systemen, offenen Datendatenbanken oder Personalinformationssystemen. (Domoscio, 2020a, 19, 24) Sie können historisch sein oder während des Lernens erzeugt werden, z. B. während eines MOOC oder bei der Nutzung anderer digitaler Lernlösungen (Domoscio, 2020b, S. 8).

Für Domoscio LOCK werden insbesondere die folgenden Daten benötigt (Domoscio, 2020a, S. 17):

- Eine Erwartung, wann der Lernende wahrscheinlich vergessen wird;

- Die Schwierigkeit, das Konzept für den Lernenden zu behalten;
- Die Beziehungen zwischen verschiedenen Konzepten und Inhalten;
- Das Verhalten des Lernenden in Bezug auf die Überarbeitung und das seiner Mitschüler.

Ein entscheidender Unterschied im Hinblick auf den Entwicklungs- und Implementierungsprozess einer KI-basierten adaptiven Lernlösung ist die Verfügbarkeit historischer Daten, d. h. welche Daten bereits vorhanden sind und welche erst generiert werden müssen. Die Grundlogik zweier typischer Fälle, die Domoscio erlebt, ist in der folgenden Grafik dargestellt:

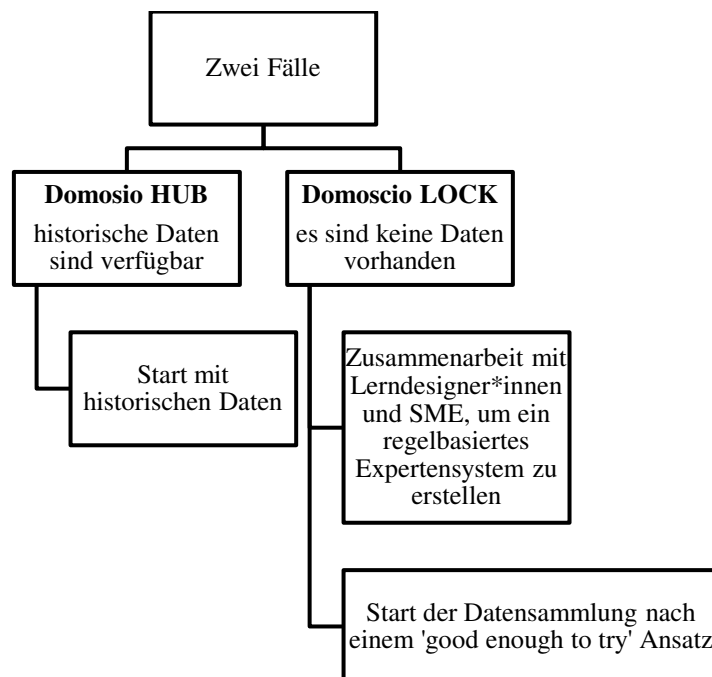


Abbildung 56: Start mit und ohne historische Daten
(eigene Darstellung in Anlehnung an Interview B2_13:8)

Je nachdem, ob bereits relevante Daten vorhanden sind, kann die Einrichtung einer adaptiven Lernlösung sehr zeitaufwändig oder sehr einfach sein. Beim IFCAM standen für den Start des Pilotprojekts mit Domoscio HUB historische Daten zur Verfügung, während für Domoscio LOCK zunächst Daten generiert werden mussten. Für Domoscio LOCK@IFCAM wurde beschlossen, mit einem Expertensystem zu beginnen, um erste Daten zu generieren. Es gibt auch andere Methoden zur Generierung der für den Start erforderlichen Daten (B2_13:8; B2_13:16).

Domoscio (2020a, S. 24) und Domoscio (2020b, S. 14) haben detailliertere Grundanforderungen aufgezeigt, die einen Implementierungsprozess in Bezug auf Daten beeinflussen. Tabelle 56 zeigt verschiedene Möglichkeiten auf, wie komplex und

anspruchsvoll die Entwicklung und Einführung einer KI-basierten adaptiven Lernlösung sein kann.

Tabelle 56: Voraussetzungen für den Start eines adaptiven Lernprojekts
(eigene Darstellung in Anlehnung an Domoscio, 2020a, S. 24; Domoscio, 2020b, S. 14)

Unter strukturierten Inhalten versteht man Informationen oder Inhalte, die organisiert und im Allgemeinen mit Metadaten klassifiziert sind. Strukturierte Inhalte können in verschiedenen Standards und Formaten, einschliesslich XML, gespeichert werden. Weitere Anforderungen an den Inhalt sind wie folgt: – Ist jedes Lernobjekt mit einer eindeutigen ID gekennzeichnet? – Sind die Inhalte mit Metadaten versehen? – Gibt es eine Übersicht der Kenntnisse/Kompetenzen? – Gibt es ein Autorentool? – Erlaubt das Autorentool die Bearbeitung von Inhalten, das Hinzufügen von Metadaten, die Erstellung von Wissens-/Kompetenzübersichten und die Bearbeitung von Lernzielen? – Wird jeder Benutzer mit einer eindeutigen ID identifiziert?
Wissens-/Kompetenzübersichten stellen die Voraussetzungen und Beziehungen zwischen verschiedenen Arten von Wissen und Kompetenzen dar.
Granularer Inhalt/Einheit Inhalt in einem Lernpfad; jede Vorlesung oder jedes Modul ist in granulare Einheiten oder pädagogische Objekte unterteilt, die gelernt werden sollen. Jede der erstellten Einheiten ist kohärent, autonom und wiederverwendbar. Wie granular ist der Inhalt und wie granular muss er sein?
Metadaten beziehen sich auf die Informationen, die im Zusammenhang mit Inhalten, Nutzern, Wissensübersichten, Fähigkeiten, Kompetenzen und anderen Ressourcen erstellt werden. Metadaten können in drei Arten unterteilt werden: – Beschreibende Metadaten, deren Zweck das Auffinden und die Identifizierung ist (z. B. Titel, Zusammenfassung, Autor und Schlüsselwörter). – Strukturelle Metadaten, die sich auf Metadatencontainer und die Art und Weise beziehen, wie Objekte in Datenstrukturen zusammengesetzt sind (z. B. werden Seiten zu Kapiteln angeordnet). – Administrative Metadaten, die bei der Verwaltung einer Dateneinheit durch Markierungen oder eine Form der Klassifizierung helfen (z. B. technische Informationen, Dateityp, Zeitpunkt und Art der Erstellung sowie Zugang zu den Daten).
Die digitale Umgebung bezieht sich auf die Plattformen und Lösungen, die die Konnektivitätsstandards des Marktes nutzen, wie API, xAPI, QTI und LTI. Ein weiterer Faktor ist eine E-Learning-Plattform mit den erforderlichen Funktionalitäten zur Integration adaptiver Lernlösungen. Zum Beispiel: Erlaubt die Plattform die Zuweisung von Lernzielen an einen Benutzer? Verfolgt die Plattform alle Lernaktivitäten in Echtzeit? Ist das Datenformat angepasst? Unterstützt die Plattform die Standards von Instructional Management Systems (IMS)? IMS Global ist die weltweit führende gemeinnützige Organisation zur Förderung von Interoperabilität, Innovation und Lerneffizienz im Bildungsbereich. IMS ermöglicht eine Plug-and-Play-Architektur und ein Ökosystem, die eine Grundlage für die schnelle Einführung innovativer Produkte und deren nahtlose Zusammenarbeit bilden.

Nachdem die KI-basierten Lösungen beschrieben wurden, wird im nächsten Abschnitt die Fallanalyse im Hinblick auf die Forschungsfragen vorgestellt.

8.4.8 Fallanalyse

Im Folgenden werden wichtige Aspekte zur Beantwortung der Forschungsfragen analysiert und näher beschrieben. Zur Beantwortung der Forschungsfragen wird nicht zwischen den verschiedenen Produkten von Domoscio unterschieden, sondern eine höhere Verallgemeinerungsebene eingenommen. Diese Vorgehensweise steht auch im Einklang mit den White Papers von Domoscio, in denen beide Produkte als adaptive Lernsysteme kategorisiert werden.

Zweck und Entscheidungsfindung

Bei der Betrachtung von Domoscios Philosophie stechen zwei besondere Beweggründe hervor, die die Motivation für die Arbeit an modernen KI-basierten adaptiven Lernlösungen charakterisieren:

1) Lebenslanges Lernen als Leitmotiv:

„Heutzutage ist die Notwendigkeit, sich weiterzubilden, neue Qualifikationen zu erwerben und neue Kompetenzen zu erlangen, eine Realität in einem zunehmend wettbewerbsorientierten Arbeitsmarkt, in dem jeden Tag neue Berufsbezeichnungen und Anforderungen auftauchen. Da die Menschen aus den unterschiedlichsten Bereichen kommen, muss das lebenslange Lernen effizienter und individueller gestaltet werden.“ (eigene Übersetzung; Domoscio, 2020a, S. 4)

2) Ein one-size-fits-all-Ansatz reicht nicht aus - eine stärkere Personalisierung ist erforderlich:

Domoscio führt MOOCs als Beispiele an, die bereits einen erheblichen Mehrwert bei der Individualisierung des Bildungssystems bieten. MOOCs ermöglichen es den Lernenden, sich in ihrem eigenen Tempo durch die Inhalte zu bewegen und unabhängig von Ort und Zeit zu lernen. Allerdings schöpfen MOOCs ohne KI und Adaptivität noch nicht das volle Potenzial aus, wie im folgenden Zitat erläutert wird:

„Auch wenn das Aufkommen von MOOCs (Massive Open Online Courses) den Zugang zur Bildung bis zu einem gewissen Grad demokratisiert hat, basiert dieses Umfeld immer noch auf einem one-size-fits-all-Ansatz und Lernprogrammen. In Wirklichkeit kann dieser Ansatz den Wert der Individualität verleugnen und die Lerneffizienz verringern, indem er die individuelle Beteiligung vernachlässigt und sich nur unzureichend an das Wissen und die Fähigkeiten des Lernenden anpasst.“ (Domoscio, 2020a, S. 4).

Der Hauptgrund für das IFCAM, sich mit KI zu beschäftigen, war die allgemeine Hoffnung, das Lernangebot mit neuen Technologien zu optimieren. Eine Interviewpartnerin äusserte sich wie folgt:

„Ich habe nach der besten Möglichkeit gesucht, meine Arbeit zu erledigen. Wie kann KI meine Arbeit verbessern, damit ich bessere Lösungen für die Lernenden anbieten kann?“ (B1_12:2)

Ausserdem sucht das IFCAM ständig nach Möglichkeiten, sein Lernangebot zu optimieren. Im Jahr 2015 wurden mehrere Optionen geprüft, darunter auch der Einsatz von KI. Der IFCAM Blog (2019b) beschreibt zwei grosse Herausforderungen, die es zu lösen galt: „1) die Optimierung des Lernens, indem die Mitarbeitenden von Crédit Agricole zu aktiven Lernenden gemacht werden, und 2) die Rationalisierung der Schulungszeit in einem Kontext, in dem die regulatorischen Schulungen einen starken Einfluss auf unsere Geschäfte haben.“ (eigene Übersetzung). Diese Herausforderungen hatten für das IFCAM Priorität, und es wurde sogar eine eigene Abteilung dafür eingerichtet (IFCAM Blog, 2019b). Verschiedene potenzielle Vorteile von KI-basierten Systemen wurden für das IFCAM in Betracht gezogen und erforscht.

Domoscio und IFCAM formulierten verschiedene potenzielle Vorteile eines KI-Einsatzes für verschiedene Interessengruppen, die in Tabelle 57 zusammengefasst aufgeführt sind:

Tabelle 57: Vorteile von KI für verschiedene Interessengruppen
(eigene Darstellung in Anlehnung an. Domoscio, 2020a, S. 22–23; IFCAM Blog, 2018 und IFCAM Blog, 2020)

Interessengruppe	Vorteile
Lernende	– Personalisierte Lernerfahrungen und stärker personalisierte Ausbildung – Die Ausbildung ist an ihre Bedürfnisse und ihr Niveau angepasst – Sie nehmen die Konzepte schneller auf und behalten sie länger bei. – Sie optimieren ihre Lern- und Überarbeitungszeit – Sie profitieren von besseren allgemeinen Lernergebnissen – Sie erreichen eine höhere Autonomie beim Lernen – Die Fortschritte werden verfolgt und die Lernergebnisse im Interesse der Verbesserung bewertet. – Verstärkter Transfer des Gelernten zur Anwendung am Arbeitsplatz – Die Zeit der Mitarbeitenden wird effektiver verwaltet, und es wird ein besseres Gleichgewicht zwischen Arbeits- und Ausbildungszeit hergestellt. – Neue Fähigkeiten erhöhen ihre Arbeitsmarktfähigkeit – Sie erhalten die Mittel und die Ausbildung, um ihre spezifische Aufgabe gut zu erfüllen, was zu einer grösseren Arbeitszufriedenheit führt.
Lehrer*innen/ Ausbilder*innen	– Sie können die Lernergebnisse durch aufschlussreiche Analysen messen, und benutzerfreundliche Dashboards ermöglichen es ihnen, die Fortschritte ihrer Schüler*innen klar zu erkennen.

	– Sie können die Schwierigkeiten, die Lernende haben könnten, vorhersehen und den Unterricht entsprechend anpassen. – Sie erhöhen den Mehrwert ihrer Rolle, indem sie die pädagogischen Werkzeuge der adaptiven Lernlösung nutzen, um auf die Bedürfnisse jedes einzelnen Lernenden einzugehen und zwar ohne die damit verbundenen Zwänge (d. h. sie können den Bedürfnissen der Lernenden nahe sein und auf sie eingehen, ohne Stunden mit der Korrektur und Analyse der Arbeit eines Einzelnen zu verbringen)
L&D-Professionals	– Generell: Streben nach besseren Lernlösungen durch den Einsatz neuer Technologien, insbesondere KI – KI hilft bei der Ermittlung des Schulungsbedarfs im Unternehmen, indem es die Analyse der Schulungsergebnisse nutzt, um künftige Schulungsmassnahmen kontinuierlich zu verbessern und zielgerichtet durchzuführen. – KI hilft, die Qualität solcher Schulungen zu messen und den ROI zu ermitteln, da die Mitarbeitenden effizienter geschult werden. – KI unterstützt die allgemeine und kontinuierliche Weiterbildungsstrategie des Unternehmens, indem es sicherstellt, dass die Mitarbeitenden über die erforderlichen Fähigkeiten verfügen, um ihre Aufgaben mehr als angemessen zu erfüllen
Organisation	– Die Organisation gewinnt mehr Geld durch Kostensenkung und Effizienz, z. B. durch die Verringerung der Ausbildungszeit – Die Organisation erreicht eine höhere Abschlussquote dank einer effektiveren und effizienteren Vorbereitung auf die Abschlussprüfung

Alle bisher genannten Aspekte haben das Potenzial, mit KI anders und effektiver gelöst zu werden. Beim IFCAM mussten alle Direktoren davon überzeugt werden, mit der Realisierung von Mehrwerten durch KI-basierte Lösungen zu beginnen. Daher wurden verschiedene Optionen für diejenigen, die in der Lage wären, einen oder mehrere der aufgelisteten potenziellen Vorteile zu realisieren, erstellt und bewertet. Entscheidend war es, den Zweck, das Ziel, das Warum, das Wie, das Was und die Effizienz dahinter aufzuzeigen (B1_12:9). Einem internen Dokument der IFCAM zufolge (Dastugue, 2018) verwendete das IFCAM vier Kategorien, um mögliche Projekte und Weiterentwicklungen zu bewerten, und verschiedene Interessengruppen bewerteten verschiedene Anwendungsfälle nach den folgenden vier Kriterien: (1) IFCAM-Effizienzgewinne; (2) Effizienzgewinne für Kunden; (3) Effizienzgewinne für Lernende; und (4) zukünftige IFCAM-Gewinne. Die drei am höchsten eingestuften Ziele waren die folgenden:

- Steigerung der Effizienz der Kurse und Optimierung der Ausbildungszeit;
- Beschleunigung der Entwicklung des IFCAM;
- Vorwegnahme der sich ändernden Bedürfnisse und Verbesserung der Erfahrungen der Lernenden.

Nachdem die Entscheidung für ein KI-Projekt gefallen war und die wichtigsten Ziele geklärt waren, wurde der Umsetzungsprozess, wie im nächsten Abschnitt beschrieben, durchgeführt.

Entwicklungs- und Umsetzungsprozess

Die Zeitleiste in der folgenden Abbildung veranschaulicht einen typischen Entwicklungs- und Einführungsprozess für die KI-basierten adaptiven Lernlösungen von Domoscio:

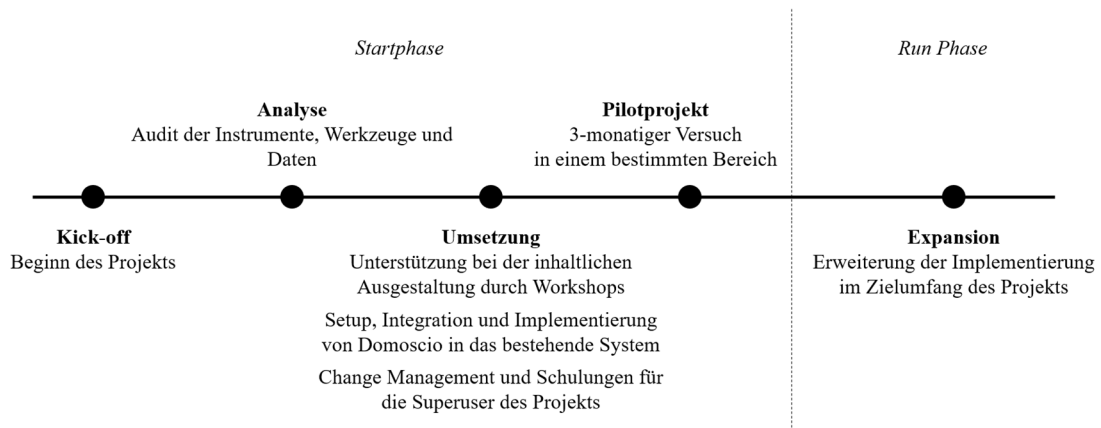


Abbildung 57: Die wichtigsten Schritte eines Domoscio-Projekts
(eigene Darstellung in Anlehnung an Domoscio Website, 2021d)

Diese Abbildung ist eine Darstellung aus der Sicht des Anbieters. Die wichtigsten Schritte, die das IFCAM durchlaufen hat, werden im Folgenden beschrieben:

Schritt 1 - Umreissen der groben Ziele, Stakeholdergruppen und Marktforschung: Von Anfang an war das Stakeholder-Management entscheidend. Die Direktoren des IFCAM mussten davon überzeugt werden, KI-Experimente zum Lernen zu unterstützen (B1_12:9). Nachdem die drei groben Ziele (wie im obigen Abschnitt beschrieben) gemeinsam mit den wichtigsten Interessengruppen festgelegt worden waren, begann die Marktforschung. Es wurden verschiedene Konferenzen besucht und Gespräche mit KI-Anbietern geführt. Fragen wie „Was machen Sie mit der KI? Was könnten wir gemeinsam mit KI tun?“ (B2_13:2) wurden erforscht und eine Benchmarking-Studie wurde durchgeführt. Die Suche nach einem geeigneten KI-Anbieter wurde als langwierig und aufwändig beschrieben. Laut IFCAM war Domoscio der einzige Anbieter innerhalb des Suchbereichs, der bereits präskriptive Algorithmen einsetzte und zu diesem Zeitpunkt über Erfahrungen mit Echtzeitdaten verfügte (B1_12:4). Daher beschloss das Unternehmen, für seine ersten KI-Experimente mit Domoscio zusammenzuarbeiten.

Schritt 2 – Auslotung des Machbaren vom Unmachbaren: Nachdem die Entscheidung zugunsten von Domoscio gefallen war, folgte die gemeinsame Entwicklung der denkbaren Anwendungsfälle. Hier wurde von Seiten Domoscios viel Vorarbeit geleistet. Es ging darum, das Projektteam des IFCAM über die Funktionsweise und Möglichkeiten von KI aufzuklären und realistische von unrealistischen Erwartungen zu unterscheiden. Der Anbieter nahm in dieser Phase eine Enabling-Rolle ein und prüfte die Voraussetzungen des IFCAM hinsichtlich IT-Infrastruktur und Daten.

Schritt 3 – Konkretisierung der Mehrwerte und Entscheid für das definitive Umsetzungsprojekt: Nach der Sortierung der verschiedenen Möglichkeiten von KI wurden verschiedene konkrete Use Cases erstellt. Sie wurden alle in einer Excel-Datei dargestellt, nach den oben genannten vier Kriterien bewertet und verschiedenen Interessengruppen zur Einstufung vorgelegt. Den richtigen Anwendungsfall zu finden, wurde als wesentlich beschrieben Domoscio Video (2021). Als Mindestanforderungen für einen Anwendungsfall wurden Prozess, Thema, Zielgruppe und Ziele, die man damit erreichen will, beschrieben. Das IFCAM musste einen Anwendungsfall finden, der einen echten Mehrwert bietet und nicht nur peripher ist. Ausserdem musste es sich um einen Anwendungsfall handeln, der in einem realistischen Zeitrahmen umgesetzt und bei Erfolg erweitert werden konnte. Laut Interviewpartnerin B1 dauerte der Prozess der Anwendungsfallfindung ein halbes Jahr, aber er war es wert: „Es war eine lange Zeit, aber ich denke, es war wichtig“ (B1_12:53).

Schritt 4 - Schärfen der Anforderungen für den Start des KI-Projekts: Die groben Anforderungen wurden bereits in der Phase der Anwendungsfallentwicklung ausgearbeitet. Nach der Auswahl des favorisierten Anwendungsfalls wurden die Anforderungen in enger Zusammenarbeit zwischen IFCAM und Domoscio geschärft. Inhalt, Datenbasis, technisches Umfeld, Wissensübersichten/-landkarten, Zeitplan und viele weitere Aspekte wurden diskutiert und geplant, gefolgt von einer Analyse der bestehenden und noch zu entwickelnden Aspekte. In diesem Stadium wurde die kritische Entscheidung getroffen, dass es unter den gegebenen Bedingungen nicht möglich war, den Lerndatenspeicher intern in der bestehenden IT-Infrastruktur einzurichten. Daher wurde der Pilot in der Cloud von Domoscio eingerichtet.

Schritt 5 - Generierung von Modellen und Suche nach Daten: Ein kritischer und zeitaufwändiger Schritt war die Erstellung verschiedener Modelle (Domänen-, Lerner- und Tutorenmodelle). Lerndesigner*innen und SME waren beteiligt, die in enger Zusammenarbeit mit Domoscio für die Erstellung der Domänen- und Lernmodelle des KI-basierten adaptiven Lernsystems eingesetzt und geschult wurden. Die folgenden Fragen mussten beantwortet werden:

- Welche Lernziele müssen erreicht werden?
- Welche Arten von Lerninhalten sind verfügbar?
- Welche Kompetenzen werden mit welchen Kriterien erreicht?
- Wie können die Leistungsniveaus definiert werden?

Das Kernteam des Projekts erstellte die Lernermodelle. Sie durchsuchten verschiedene Informationssysteme und Datenbanken des IFCAM, um geeignete Daten zu finden und mit dem Clustering der Lernenden zu beginnen (B1_12:12). In diesem Schritt war die Befähigung der Lerndesigner entscheidend. Im Fall von Domoscio@IFCAM leitete Domoscio die Befähigung aller relevanten Akteur*innen. Da es nicht möglich war, die gesamte Lösung in die Kern-IT-Systeme des IFCAM zu integrieren, fand der Grossteil der Arbeit rund um das adaptive Lernsystem in den Systemen von Domoscio statt.

Schritt 6 - Aktivierung der Lernenden und Sammeln von Erfahrungen während des Pilotprojekts: Einige Mitarbeitende wurden gebeten, die Lösung zu testen, bevor die Pilotlösung in einen der MOOCs der IFCAM integriert wurde (B1_12:20). Nach erfolgreichem Testen wurde der Pilot als Plugin in einen MOOC in IFCAMs Moodle integriert. Der Versuch, KI einzusetzen, war bewusst als Pilot und Experiment angelegt. Die neue Art des Lernens erforderte Erklärungen. Domoscio half dabei, die Lernenden über Dinge wie ihre neue Lernerfahrung, die Funktionalitäten der KI und den Umgang mit ihren Daten zu informieren. Aus Sicht von Domoscio war es wichtig, darauf zu achten, wie prominent der Begriff KI verwendet wurde, da er zu unterschiedlichen Erwartungen führen kann und nicht immer zielführend ist. In jedem Fall sei es wichtig, dass das Thema Datenschutz angesprochen werde und transparent darüber informiert werde, wie KI im Einzelfall funktioniert. Dies wurde beim IFCAM auch so umgesetzt.

Schritt 7 - Entscheidung über die Skalierung: Im Allgemeinen wurde die folgende Umsetzungsstrategie von Domoscio@IFCAM beobachtet: Die Einbeziehung der Interessengruppen/Stakeholder, insbesondere der obersten Führungsebene, erfolgte bewusst und frühzeitig, um sicherzustellen, dass mit der Erprobung eines spezifischen und wertvollen Anwendungsfalls begonnen werden konnte. Es wurden Umgehungslösungen gefunden, um zu viele Hürden zu vermeiden. Die Entscheidung, die Lösung zu skalieren, wurde erst nach einem erfolgreichen Experiment getroffen.

Da das Experiment auch positive finanzielle Auswirkungen aufgrund der Zeitersparnis für die Lernenden zeigte, war die Entscheidung, weiterzumachen und die Lösung zu skalieren, positiv. Allerdings wurde aufgrund der Skalierung die Arbeit mit der Umgehungslösung über die Cloud von Domoscio mühsamer, und es mussten Möglichkeiten gefunden werden, die gesamte Lösung in den internen Systemen des IFCAM zu

betreiben. Andernfalls wäre der manuelle Aufwand zu kostspielig, da der Datenfluss nicht vollständig automatisiert und eingesehen werden kann.

Im nächsten Teil dieser Fallstudie werden Aussagen aus den Interviews und Dokumenten gezielt und detailliert untersucht, um weitere Hinweise auf mögliche Erfolgsfaktoren zu finden, die im Rahmen des Entwicklungs-, Einführungs- und erfolgreichen Adoptionsprozesses von Domoscio am IFCAM zum Tragen kamen.

Erfolgsfaktoren

„Was die Erfolgsfaktoren angeht, so gibt es viele“ (B2_13:22).

Ein Netzwerk aus verschiedenen Faktoren führt eine KI-basierte adaptive Lernlösung wie Domoscio HUB oder Domoscio LOCK potenziell zum Erfolg. Tabelle 58 stellt alle identifizierten Faktoren in dieser Fallstudie dar. Die verschiedenen Erfolgsfaktoren sind im Hinblick auf den soziotechnischen Rahmen strukturiert. Das Ignorieren oder der unzureichende Umgang mit einem Erfolgsfaktor kann dazu führen, dass dieser zu einem Hindernis wird. Die Erfolgsfaktoren sind nicht immer abgrenzbar und weisen Interdependenzen auf. Dennoch werden einzelne Faktoren vorgestellt, um die Erkenntnisse, die sich aus dem Datenmaterial ergeben haben, zu verdeutlichen. Die Reihenfolge der Nennung der Faktoren hat keine besondere Aussagekraft.

Tabelle 58: 27 Erfolgsfaktoren für die Einführung von Domoscio@IFCAM
(eigene Darstellung)

Akteur*innen/Actors – Change Management für HRD und Lernende – Konzeptionelles Verständnis zu KI seitens L&D-Professionals – IT als wichtiger Stakeholder – Management und Unternehmen an Bord – Partner mit komplementären Kompetenzen – Ausbildung der Lerndesigner*innen	Aufgabe/Task – Sorgfältige Verwendung des Begriffs KI in der Kommunikation – Inhalt – Erfahrung der Endnutzer*innen – Skalierung – Experiment – Schlüsselkonzepte – Use Case aus Sicht der Personalentwicklung
Strukturen/Structures – Organisatorische Verankerung des Themas – Lohnendes Geschäftsmodell – Einhaltung der Datenschutzgrundverordnung (DSGVO) – Zeit	Technologie/Technology – Datenfluss – Daten für den Start – Digitale Reife – Vollständige Integration – Interoperabilität – Sprache – Abgleich verschiedener Daten – Normen – Strategie je nach Kalt- oder Warmstart – Workarounds

Die Befragten betonten gewisse Erfolgsfaktoren besonders. In diesem Sinne waren die wichtigsten Erfolgsfaktoren der Inhalt, die vollständige Integration, das Änderungsmanagement (B2_13:37) und der seitens Corporate Learning festgelegte Use Case (B1_12:48). Die vollständige Integration schien die grösste Herausforderung zu sein.

In den folgenden Abschnitten werden alle identifizierten Erfolgsfaktoren einzeln beschrieben. Sie sind nach dem soziotechnischen Rahmen geordnet. In den Textboxen werden die wichtigsten Abhängigkeiten hervorgehoben, um die enge Verbindung zwischen den verschiedenen Erfolgsfaktoren zu verdeutlichen.

AKTEUR*INNEN

Change Management für HRD und Lernende:

Die Einführung von KI-basierten Lösungen am IFCAM erforderte ein Change Management. Laut den Befragten sind verschiedene Widerstände und Ängste zu erwarten, sobald KI eingeführt wird. Daher muss dem Change Management in einem HRD/KI-Projekt eine hohe Priorität eingeräumt werden. Die grössten Bedenken der L&D-Professionals, die in den Interviews genannt wurden, waren die Substitution des eigenen Arbeitsplatzes durch KI und die generelle Angst, nutzlos zu werden. Bei den Lernenden schienen Bedenken in Bezug auf Datenaspekte die Hauptsorge zu sein (B2_13:50). In Bezug auf das Change Management wurde betont, wie wichtig es ist, Lernende und L&D-Professionals so früh und transparent wie möglich über mögliche Auswirkungen zu informieren und dabei vorsichtig mit dem Begriff KI umzugehen. Dafür gilt es, ein realistisches Verständnis von KI zu schaffen und die betroffenen L&D-Professionals zu befähigen. Da diese drei Aspekte als so kritisch angesehen wurden, werden sie hier als unterschiedliche Erfolgsfaktoren vorgestellt und nicht einfach unter dem Begriff Change Management subsumiert.

Kategorie: Akteur*innen

Direkte Abhängigkeiten:

- Konzeptionelles Verständnis zu KI seitens L&D-Professionals
- Sorgfältige Verwendung des Begriffs KI in der Kommunikation
- Ausbildung der Lerndesigner*innen
- Erfahrung der Endnutzer*innen

Konzeptuelles Verständnis zu KI seitens L&D-Professionals:

„Die Personalentwicklungsabteilungen wollen KI einsetzen, aber sie wissen nicht, warum, zu welchem Zweck und wie“ (B2_13:44). Die Aufklärung der L&D-Professionals über die realistischen Möglichkeiten, die KI bietet, wurde als kritischer Erfolgsfaktor angesehen. Wenn dieses konzeptionelle Verständnis nicht vorhanden oder unrealistisch ist, könnte dies zu einem erheblichen Hindernis werden. Deswegen investiert Domoscio in seinen Projekten bewusst in die Information der Beteiligten. Vor der eigentlichen Schulung und Arbeit im Projekt werden transparente Informationen über KI bereitgestellt (B2_13:41). „Ich denke, eine wichtige Botschaft, die zu Beginn des Projekts vermittelt werden sollte, ist, dass KI nicht dazu da ist, den Trainer oder die Lehrerin zu ersetzen. Dies ist ein Schlüsselement, das vermittelt werden muss“ (B2_13:50).

Kategorie: Akteur*innen**Direkte Abhängigkeiten:**

- Ausbildung der Lerndesigner*innen
- Change Management für HRD und Lernende

IT als wichtiger Stakeholder:

Im Fall von IFCAM wurde die Zusammenarbeit mit der internen IT als herausfordernd beschrieben. Infolgedessen konnte die KI-basierte Lösung nicht direkt in der Infrastruktur des IFCAM verankert werden. Zwei Hauptfaktoren wurden von den Befragten genannt, die dazu geführt hatten. Der erste Faktor war die mangelnde Priorität, die dem Thema aus IT-Sicht beigemessen wurde, und der zweite Faktor war das fehlende Wissen über Daten und KI (B1_12:41). Aus Sicht der Personalentwicklung wurde diese Ausgangssituation im Fall von Domoscio@IFCAM als anfängliches Hindernis betrachtet, das durch zwei Strategien überwunden werden konnte (B1_12:19). Eine Umgehung musste über die Cloud-Lösung von Domoscio erfolgen. Die andere Strategie bestand darin, mit externen Experten zusammenzuarbeiten - im Fall von IFCAM mit Domoscio. Um ein KI-basiertes Projekt in der Personalentwicklung zum Erfolg zu führen, führte jedoch kein Weg an der internen IT vorbei. Spätestens wenn es darum geht, die Lösung zu skalieren, müsse die IT mit an Bord und überzeugt sein.

Kategorie: Akteur*innen**Direkte Abhängigkeiten:**

- Partner mit komplementären Kompetenzen
- Workarounds

Management und Unternehmen an Bord:

„Ich musste alle Direktoren überzeugen, Domoscio in meinem Unternehmen einzuführen“ (B1_12:9). Die Optimierung der Ausbildungszeit und die Verbesserung der Effizienz der Ausbildung und der Lernerfahrung für die Lernenden waren schlagkräftige

Kategorie: Akteur*innen**Direkte Abhängigkeiten:**

- Use Case aus Sicht der Personalentwicklung
- Skalierung

Argumente für diese Gruppe von Stakeholdern (B1_12:9). Im Fall des IFCAM wurde ein mehrstufiger Ansatz für das Stakeholder-Management verfolgt. Zunächst wurde nur die Freigabe des Experiments gefordert. Erst im nächsten Schritt wurde eine Skalierung angestrebt, wobei die Ergebnisse und Erfahrungen des Experiments dazu beitrugen, das Management und die Unternehmen zu überzeugen, in weitere Anwendungen zu investieren (B1_12:21).

Partner mit komplementären Kompetenzen:

„Domoscio ohne den Anwendungsfall und ich ohne Domoscio: wir könnten nichts tun“ (B1_12:48). Im Fall des IFCAM fehlte der internen IT-Abteilung das notwendige Fachwissen, um eine KI-basierte adaptive Lernlösung zu entwickeln. Da es auch innerhalb der Personalabteilung an Datenkompetenzen und Know-how mangelte, war die Zusammenarbeit mit einem externen Partner wie Domoscio ein entscheidender Erfolgsfaktor. Diese Zusammenarbeit war langfristig angelegt, da Domoscio auch mehrere Jahre nach der Einführung noch enge Unterstützung und KI-Expertise bietet. Die Beziehung wird als Partnerschaft bezeichnet. Vor allem zu Beginn des Projekts trug der externe KI-Experte eine grosse Verantwortung für das Change Management in Bezug auf KI-Implikationen (B2_13:30). Diese Handhabung bedeutet also, dass nicht alle Kompetenzen intern vorhanden sein müssen: „Ich denke, es ist keine Pflicht, ein Unternehmen mit vielen Data Scientists zu sein“ (B1_12:48). Den Interviewdaten zufolge ist es jedoch eine Voraussetzung, dass mindestens eine Person die Schnittstelle zwischen dem Partner und der Personalentwicklung abdecken kann (B2_13:45).

Kategorie: Akteur*innen

Direkte Abhängigkeiten:

- Change Management für HRD und Lernende

Ausbildung der Lerndesigner*innen:

„Wir bildeten die Lerndesigner*innen aus“ (B2_13:27). Innerhalb der verschiedenen Rollen der Personalentwicklung spielten die Lerndesigner*innen eine entscheidende Rolle im Projekt. „Man muss das Team der Lerndesigner*innen mit ins Boot holen. Sie müssen den Zweck des Projekts verstehen“ (B2_13:28). Ausserdem musste diese Rolle gut und in Bezug auf eine Vielzahl von Themen befähigt werden. „Sie müssen verstehen, wie die KI ablaufen wird, und sie müssen verstehen, wie sie den Inhalt strukturieren müssen [...] Wenn ein Projekt für adaptives Lernen gestartet wird, braucht der Kunde Unterstützung, um das erste Projekt gemeinsam zu machen. Wir erklären klar und deutlich, was sie in Bezug

Kategorie: Akteur*innen

Direkte Abhängigkeiten:

- Use Case aus Sicht der Personalentwicklung
- Strategie je nach Kalt- oder Warmstart
- Change Management für HRD und Lernende

auf die Erstellung von Inhalten, das Slicing, das Tagging usw. tun müssen, damit es funktioniert.“ (B2_13:29).

STRUKTUREN

Organisatorische Verankerung des Themas:

Während des Explorationsprozesses im Jahr 2018 hatte das IFCAM eine eigene Abteilung für die Erforschung und Einführung von KI im Lernbereich geschaffen, wie auf IFCAM Blog (2018) zu lesen ist: „Das IFCAM investiert in künstliche Intelligenz mit der Schaffung eines Daten- und KI-Schulungsprogramms im März 2018, dessen Ziel es ist, Datentraining und KI zu nutzen, um das Lernen zu verbessern“ (eigene Übersetzung).

Kategorie: Strukturen

Direkte Abhängigkeiten:

- Management und Unternehmen an Bord
- Use Case aus Sicht der Personalentwicklung

Lohnendes Geschäftsmodell: „Die Kosten müssen durch den Wert, den der Kunde erhält, aufgewogen werden, entweder durch die Abrechnung mit den Unternehmen oder durch den Lernertrag für die Organisation“ (B2_13:36). Ein Geschäftsmodell, das es erlaubt, eine solche Dienstleistung in Rechnung zu stellen, wurde als Erfolgsfaktor beschrieben. Laut

Kategorie: Strukturen

Direkte Abhängigkeiten:

- Organisatorische Verankerung des Themas
- Use Case aus Sicht der Personalentwicklung

Interviewpartner B2 hängen die Überlegungen zur Investitionsrendite davon ab, welches Geschäftsmodell ein Unternehmen verfolgt: „Man muss einen Mittelweg finden, bei dem alle Seiten gewinnen. Das Geschäftsmodell unserer KI ist im Grunde Software as a Service (SaaS). Das heisst, man verkauft ein Abonnement an einen Nutzer. Dieses Modell muss mit der Art und Weise, wie ein Unternehmen sein Produkt verkauft, vereinbar sein. Wenn es zu teuer ist, wird es für das Unternehmen ein Problem sein, eine Investitionsrendite zu erzielen“ (B2_13:35). Im Fall von IFCAM wurde ein finanzieller Mehrwert geschaffen. „Wir können den Preis für unser Angebot erhöhen, weil wir KI integriert haben“ (B1_12:45).

Einhaltung der Datenschutzgrundverordnung (DSGVO):

Die Einhaltung der DSGVO wurde zwar als kritisch erwähnt, aber weder in den Interviews noch in den Unterlagen im Detail erörtert. Dennoch ist sie ein unumstösslicher Erfolgsfaktor, der befolgt werden musste (B2_13:50).

Kategorie: Strukturen

Direkte Abhängigkeiten:

- Alle Erfolgsfaktoren im Zusammenhang mit Daten

Zeit: „Es ist nicht Plug-and-Play“ (B2_13:38). Die Entwicklung und Implementierung einer KI-basierten adaptiven Lernlösung erfordert aufgrund verschiedener Faktoren Zeit. „Es hat sechs Monate gedauert, um über den Wert des Use Cases und die Partner nachzudenken, bevor wir überhaupt etwas mit KI angefangen haben. Das ist eine lange Zeit, aber ich denke, sie war wichtig“ (B1_12:53). Neben der Suche nach dem Anwendungsfall wurden die folgenden Aspekte von Interviewpartner B2 (13:29) als zeitaufwändig beschrieben: die Erstellung der Inhalte und deren Aufschaltung, Werbung und Kommunikation, Änderungsmanagement und Schulungen für L&D-Professionals und vor allem Lerndesigner*innen.

Kategorie: Strukturen

Direkte Abhängigkeiten:

- Management und Unternehmen an Bord
- Organisatorische Verankerung des Themas

AUFGABE/TASK

Sorgfältige Verwendung des Begriffs KI in der

Kommunikation: Interviewpartner B2 erläuterte, wie der Begriff KI in der Kommunikation erwähnt werden sollte, wie folgt: „Die Erwähnung von KI in der Kommunikation kann einen negativen Effekt haben. Nichtsdestotrotz muss man transparent machen, dass einige Funktionen KI-basiert laufen. Am besten wäre es, wenn man sehr genau sagen würde, was diese Algorithmen tun und warum“ (B2_13:50). Die

Kategorie: Aufgabe

Direkte Abhängigkeiten:

- Konzeptionelles Verständnis zu KI seitens L&D-Professionals
- Change Management für HRD und Lernende
- Einhaltung der Datenschutzgrundverordnung (DSGVO)

Erfahrung zeigt, dass hier Vorsicht geboten ist. Der Begriff KI scheint vor allem Ängste und Unsicherheiten zu schüren. Es muss jedoch klargestellt werden, dass es sich bei der Lösung um KI-Algorithmen und Daten handelt, weil es um GDPR geht. „Wir müssen erklären, was KI ist, und wir müssen erklären, welche Folgen dies für den Betreiber oder den Endnutzer haben kann“ (B2:13:50). Die in dieser Fallstudie erwähnte Taktik bestand darin, den Zweck und den Mehrwert hervorzuheben und nicht primär die dafür eingesetzte Technologie (B2_13:50).

Inhalt: „Man braucht den Inhalt, damit es funktioniert“ (B2_13:25). Bei der Betrachtung von Inhalten im Zusammenhang mit einer KI-basierten Lösung scheinen mehrere Aspekte wesentlich: Verfügbarkeit von Metadaten, Tagging des Inhalts, Grösse des Inhalts sowie Art des Inhalts. Interviewpartner B2

Kategorie: Aufgabe

Direkte Abhängigkeiten:

- Ausbildung der Lerndesigner*innen

betonte, dass das Team der Lerndesigner*innen bei der Beschaffung, Erstellung und Verwaltung von Inhalten mit an Bord sein musste (B2_13:25).

Erfahrung der Endnutzer*innen: „Eine solche Lösung wird nur dann erfolgreich sein, wenn die Endnutzer wissen, was sie tun [...] Wir müssen in der Lage sein, klar zu erklären, was adaptives Lernen ist und wie es funktioniert“ (B2_13:31). Adaptives Lernen bedeutet eine neue Erfahrung für den Lernenden. Die Lernerfahrung ändert sich, indem eine klassische Dramaturgie in mundgerechte Inhalte zerlegt wird, die je nach Ausgangspunkt anders aneinandergereiht werden, oder ein Lerner wird einen anderen Lernweg haben als seine Nachbarin (B2_13:31). Es erscheint vielversprechend, möglichst genau zu beschreiben, was die Lernenden erwarten können und warum diese neue Art des Lernens einen Mehrwert darstellt. Insbesondere wenn es ein Kaltstart-Problem gibt, muss dies durch Kommunikation antizipiert werden. In einem solchen Fall ist die Wahrscheinlichkeit gross, dass die ersten Nutzer schlechte Erfahrungen machen, und deshalb ist ein Erwartungsmanagement unerlässlich (B2_13:10).

Kategorie: Aufgabe

Direkte Abhängigkeiten:

- Strategie je nach Kalt- oder Warmstart
- Change Management für HRD und Lernende

Skalierung: In dieser Fallstudie wurde ein Ansatz vorgestellt, der mit einem Use Case und dessen Pilotierung beginnt und dann weiterentwickelt wird. Dieser Ansatz wurde als ein wertvoller Weg angesehen, um mit KI zu beginnen. Um mehr Erfolg zu erzielen, wurde die Wichtigkeit der Skalierung erwähnt. Die Übertragung auf andere Fälle, wie z. B. andere Inhalte, Arbeitsplätze oder Geschäftsbereiche, führt zu verschiedenen Skaleneffekten, wie z. B. Effizienzsteigerungen und die im ursprünglich durchgeführten Projekt entwickelten Grundlagen und Vorteile (B2_13:21). Im Fall von IFCAM müssen jedoch zuerst noch Infrastrukturthemen gelöst werden, um die Lösung effektiv und effizient zu skalieren.

Kategorie: Aufgabe

Direkte Abhängigkeiten:

- Vollständige Integration
- Use Case aus Sicht der Personalentwicklung
- Management und Unternehmen an Bord

Experiment: IFCAM Blog (2020) beschreibt verschiedene Experimente zum Testen verschiedener KI-Anwendungen. Diese wurden zusammen mit den ersten Nutzergruppen und in kleinerem Massstab durchgeführt. Diejenigen, die erfolgreich waren, wurden skaliert oder sollen skaliert werden. Dieser auf Experimenten basierende Ansatz scheint ein Erfolgsfaktor zu sein, da so weitere

Kategorie: Aufgabe

Direkte Abhängigkeiten:

- Management und Unternehmen an Bord

Investitionsentscheidungen auf der Grundlage konkreter Ergebnisse und Rückmeldungen getroffen werden können. Weitere Einzelheiten zu diesem Ansatz sind im Abschnitt Entwicklungs- und Umsetzungsprozess zu finden.

Schlüsselkonzepte: Adaptive Lernsysteme beruhen auf kleinteiligen Zusammenstellungen von Lerneinheiten. Es muss klar definiert werden, wie die verschiedenen Konzepte miteinander verknüpft sind, welche Inhalte auf anderen Inhalten aufbauen, wie verschiedene Ebenen abgebildet werden und welche Fragen und Antworten zu welcher Handlung führen. Nur dann wird die Engine brauchbare Vorschläge machen. Diese Voraussetzungen sind laut Interviewpartner B2 (13:24) entscheidend.

Kategorie: Aufgabe

Direkte Abhängigkeiten:

- Inhalt

Use Case aus Sicht der Personalentwicklung: „Ich denke, das Wichtigste ist, den Use Case zu finden“ (B1_12:48). Nach Ansicht der Befragten liegt die Hauptverantwortung für das Finden des Use Cases bei der Personalentwicklung. Es wurde betont, dass weder externe Anbieter noch die IT allein die Verantwortung übernehmen können, da das Fachwissen von L&D-Professionals erforderlich ist, um die richtigen und wünschenswerten Anwendungsfälle zu finden. Die IT kennt das HRD-Geschäft nicht gut genug, und externe Anbieter sind mit den aktuellen und unternehmensspezifischen Herausforderungen sowie den normativen Richtlinien nicht vertraut. „Einige Anbieter haben vielleicht eine Antwort, aber die L&D-Abteilung muss wissen, für welchen Zweck sie KI einsetzen will“ (B2_13:44). Im Folgenden werden Beispiele für solche Zwecke genannt: „Ich habe ein Schulungsprogramm, und das dauert zu lange. Ich habe eine Menge Lernmaterial in meinem Katalog, und ich würde gerne wissen, welches die relevantesten sind. Ich möchte in der Lage sein, den Fortschritt bei der Beherrschung der Fähigkeiten meiner Mitarbeitenden zu verfolgen, damit ich zum Beispiel eine Übersicht erstellen kann, in der steht, welche Fähigkeiten benötigt werden“ (B2_13:44). Obwohl die Personalentwicklungsabteilung bei der Entwicklung des Anwendungsfalls federführend sein sollte, bedeutet dies nicht, dass sie dies allein tun muss. Insbesondere wenn das Wissen und die Fähigkeiten über KI zu Beginn gering sind (B2_13:44), benötigen L&D-Professionals kompetente Sparringspartner.

Kategorie: Aufgabe

Direkte Abhängigkeiten:

- Partner mit komplementären Kompetenzen
- Lohnendes Geschäftsmodell

TECHNOLOGIE

Datenfluss: Der Datenfluss ist ein wesentlicher Faktor, um das adaptive Lernsystem dauerhaft zu verbessern. IFCAM sieht hier derzeit Herausforderungen, da die Daten aufgrund des Workarounds durch die Cloud von Domoscio nicht automatisch fließen.

Laut Interviewpartnerin B1 (12:26) bedeutet der Workaround viel zusätzliche Arbeit und Fehleranfälligkeit. Ein richtiger interner Data Lake und eine vollständige Integration in die IT-Landschaft von IFCAM würden für mehr Effizienz und Funktionalität sorgen (B1_12:25).

Kategorie: Technologie

Direkte Abhängigkeiten:

- Vollständige Integration
- Skalierung

Daten für den Start: „Wenn wir keine historischen Daten haben, müssen wir einen anderen Weg finden, das Projekt zu starten, um an Daten zu gelangen“ (B2_13:7). Obwohl historische Daten für den Anfang wichtig sind, besteht die Gefahr, dass sie sehr schnell veraltet sind (B2_13:13). Die Strategie von

Kategorie: Technologie

Direkte Abhängigkeiten:

- Inhalt
- Strategie je nach Kalt- oder Warmstart

Domoscio besteht darin, ein regelbasiertes System zur Datengenerierung als Ausgangspunkt zu verwenden. Durch die in diesem System gewonnenen Daten wird schliesslich ein anderer Algorithmus das selbstlernende Element innerhalb eines KI-Systems übernehmen (B2_13:9). „Am Anfang muss man dem System irgendwie sagen, wie es sich zu verhalten hat. Wenn wir also zu Beginn der meisten KI-Projekte keine historischen Daten haben, verwenden wir das, was man in der Literatur ein Expertensystem nennt. Es ist ein regelbasiertes System. Das bedeutet: Wenn das Auto gelb ist, biegen Sie links ab. Wenn das Auto rot ist, biegen Sie rechts ab“ (B2_13:8).

Digitale Reife: Domoscio funktioniert als Plug-in für verschiedene bestehende Lösungen. Beim IFCAM war bereits ein LMS (Moodle) installiert und im Einsatz, so dass eine potenzielle Anfangshürde überwunden wurde. Wären kein LMS und keine digitalen Inhalte vorhanden ge-

Kategorie: Technologie

Direkte Abhängigkeiten:

- Inhalt

wesen, hätte sich der Implementierungsprozess wesentlich schwieriger gestaltet. Ein höherer Reifegrad bei der Digitalisierung von HRD-Lösungen hilft, KI-basierte Lösungen mit weniger Problemen einzuführen. Zu den Aspekten, die in diesem Zusammenhang zu berücksichtigen sind, gehören der Abonnementprozess, der LMS-Typ und die Inhalte (B2_13:33).

Vollständige Integration: Als Workaround wurde das Projekt extern auf der Cloud-Plattform von Domoscio aufgebaut und ausgerollt. Dies war ein Erfolgsfaktor, um überhaupt starten zu können. In der Zwischenzeit wurde diese Umgehungslösung als zentrale Herausforderung genannt: „Wir müssen aufhören, mit Umgehungslösungen zu arbeiten. Wir müssen innerhalb des Systems arbeiten, nicht ausserhalb des Systems“ (B1_12:50). Um langfristig erfolgreich zu sein und skalieren zu können, müssen KI-basierte Lösungen in der internen IT-Infrastruktur verankert werden. Es muss ein Data Lake angestrebt werden, der beim IFCAM und nicht bei Domoscio angesiedelt ist (B1_12:50). Nur so könne ein reibungsloser Datenfluss und ein unkompliziertes Handling gewährleistet werden (B1_12:24). „Wir brauchen eine Synchronisation zwischen ihrem System und der KI, die im Backend läuft“ (B2_13:7). Neue Informationen, wie z. B. neue Benutzer, müssten automatisch von System zu System weitergegeben werden und nicht durch manuelle Dateiaktualisierungen, wie es heute der Fall ist (B2_13:7). Da diese vollständige Integration so zentral ist, werden einige stark verwandte Faktoren wie Interoperabilität, Erweiterung und Datenfluss separat aufgeführt, um ihnen mehr Gewicht zu verleihen.

Kategorie: Technologie

Direkte Abhängigkeiten:

- IT als wichtiger Stakeholder
- Interoperabilität
- Skalierung
- Datenfluss

Interoperabilität: „Da adaptive Lernlösungen auf das Auslesen und Analysieren von Algorithmen und Daten angewiesen sind, können sie mit einer Vielzahl bestehender Lösungen oder Plattformen verbunden werden, die solche Daten produzieren (LMS/e-Learning-Plattformen, Simulationsplattformen, VR-Lösungen, ERP-Systeme, Open-Data-Datenbanken, HR-Informationssysteme usw.)“ (eigene Übersetzung; Domoscio, 2020a, S. 19). Je nach dem vom Unternehmen verwendeten LMS und den darin enthaltenen Standards kann der Faktor Interoperabilität jedoch leicht gelöst werden oder sich als kniffliges Hindernis erweisen, das einen grossen Aufwand erfordert (B2_13:34).

Kategorie: Technologie

Direkte Abhängigkeiten:

- Vollständige Integration
- Normen

Sprache: Interviewpartner B2 (13:49) erwähnte ausdrücklich die Sprache als Hindernis für die Erreichung der erwarteten Qualität bei KI-Anwendungen. Im Fall von IFCAM und Domoscio wurde diese Herausforderung insbesondere durch das Tagging von Inhalten veranschaulicht, das nicht in allen Sprachen

Kategorie: Technologie

Direkte Abhängigkeiten:

- Use Case aus Sicht der Personalentwicklung
- Inhalt

gleich gut funktioniert. Während die Inhalte im Englischen gut entwickelt sind, sind die Inhalte im Arabischen zum Beispiel schwieriger und noch weniger entwickelt.

Abgleich verschiedener Daten: Die Zusammenführung und der Abgleich von Daten aus verschiedenen Systemen wurden als besondere Herausforderung hervorgehoben (B1_12:13). Laut Interviewpartnerin B1 (12:13) war diese Herausforderung von Anfang

an gegeben, und es bedurfte einer Menge Analyse- und Koordinierungsarbeit, bevor die Zusammenführung verschiedener Daten funktionierte. „Die erste Schwierigkeit für mich war, die Daten zu verbinden, die Daten zu mischen und abzugleichen. Denn ich habe eine Art von Daten, eine Software/ein Computersystem liefert mir eine andere Art von Daten, und eine weitere Software liefert mir eine weitere Art von Daten, und es gibt keine automatische Verbindung. Also muss man die Daten analysieren und miteinander in Einklang bringen“ (B1_12:13).

Kategorie: Technologie

Direkte Abhängigkeiten:

- Interoperabilität
- Inhalt

Normen: Domoscio (2020b, S. 11–12) nennt mehrere Standards, die eine Integration von Lösungen in bestehende Umgebungen ermöglichen, nämlich OWL, QTI, SCORM, xAPI und Web API.

Kategorie: Technologie

Direkte Abhängigkeiten:

- Interoperabilität

Strategie je nach Kalt- oder Warmstart: Domoscio (2020b) beschreibt den entscheidenden Unterschied zwischen einem Kaltstart- und einem Warmstart-Ansatz wie folgt: „Bei der Implementierung adaptiver Lerntechnologien stehen Daten im Vordergrund. Je mehr Daten zur Verfügung stehen, desto schneller kann das System relevante Empfehlungen aussprechen. Die Menge der Daten, die das System benötigt, hängt von den zu integrierenden Anforderungen und der gewählten Datenerfassungsstrategie ab. Vor diesem Hintergrund unterscheiden wir zwei Arten der Initialisierung: Kaltstart und Warmstart. Bei einem Kaltstart haben die Engines noch keinen Zugriff auf Daten. Die Metadaten für den Inhalt müssen erstellt werden, und das System muss online sein, um so schnell wie möglich mit der Datenerfassung beginnen zu können. Ein Warmstart liegt vor, wenn die Engines Zugriff auf historische Daten haben. Das System kann mit diesen Daten initialisiert werden, und die Erstellung von Inhaltsmetadaten kann halbautomatisch erfolgen“ (eigene Übersetzung; S. 12).

Kategorie: Technologie

Direkte Abhängigkeiten:

- Daten für den Start
- Inhalt
- Use Case aus Sicht der Personalentwicklung

Workarounds: „Als ich mit Domoscio angefangen habe, habe ich alles mit SaaS gemacht - nicht innerhalb des IFCAM-Systems, sondern ausserhalb in der Cloud“ (B1_12:17). Diese Umgehung war die man-

Kategorie: Technologie

Direkte Abhängigkeiten:

- Vollständige Integration

gelnde Bereitschaft der IT-Abteilung von IFCAM, das Projekt direkt in der internen Landschaft zu implementieren und die fehlende Vorbereitung der notwendigen technischen Basis. Das Einzige, was die IT-Abteilung von IFCAM für die Cloud-Umgehungs-lösung tun musste, war die Erstellung von Konnektoren. Ansonsten wurden die Projekte über die Cloud von Domoscio abgewickelt. Durch die Möglichkeit, die adaptiven Lern-lösungen in der Domoscio-Cloud als SaaS-Lösung zu implementieren, konnte das Pro-jekt auf den Weg gebracht werden. Interviewpartnerin B1 (12:47) betonte, dass dieser Workaround zu Beginn hilfreich war, heute aber nicht mehr ideal ist. Die vollständige Integration wird als notwendig für die Expansion und die langfristige Wertschöpfung angesehen.

Zusammengefasst

Zwischen den Erfolgsfaktoren ergeben sich Spannungsfelder, von denen in dieser Fall-studie die folgenden am stärksten ausgeprägt waren:

Ziel: Die KI-basierte Lösung ist vollständig in die unternehmensei-gene IT-Systemlandschaft inte-griert, um den Datenfluss zu ge-währleisten.

Die Realität: Aufgrund mangelnder Prio-rität und mangelnden Wissens der IT-Ab-teilung wurde ein Workaround über die Domoscio-Cloud verwendet.

Das IFCAM löste das Problem so, dass es mit einer machbaren Variante begann und im nächsten Schritt das grössere Ziel der vollständigen Integration anstrebte. Ein besonde-res Augenmerk wurde auf die Frage nach geeigneten Use Cases gelegt, die aus der Per-spektive der Personalentwicklung formuliert werden sollten. Viele der anderen identifi-zierten Erfolge haben einen starken Bezug zu L&D-Professionals. Im nächsten Ab-schnitt werden die Rollen und Aufgaben der Personalentwicklung im Zusammenspiel mit KI-basierten Lösungen diskutiert.

Die Rolle der Personalentwicklung bei der Interaktion mit einer KI-basierten adaptiven Lernlösung

Wie funktioniert die Mensch-Maschine-Interaktion im Rahmen von Domoscio@IFCAM? Welche Schlussfolgerungen lassen sich aus den untersuchten Daten zur Augmentation ziehen? Wie wirkt sich der Einsatz von KI auf die Rolle der L&D-Professionals aus?

Augmentation ist ein Schlüsselkonzept bei der Verwendung von Domoscio-Lösungen (Domoscio Video, 2021, 2:58). „Ich denke, eine wichtige Botschaft zu Beginn eines Projekts ist, dass KI nicht dazu da ist, den Trainer oder die Lehrerin zu ersetzen. Das ist ein Schlüsselement, das man vermitteln muss“ (B2_13:50). Domoscio (2020a, S. 19) erklärte weiter, dass der Einsatz von KI nicht dazu führt, dass die KI selbstständig läuft. Der Mensch muss sich nach wie vor um sie kümmern. Es wird immer noch ein Mensch benötigt und eine vollständige Substitution des L&D-Professionals durch KI scheint unwahrscheinlich. Im folgenden Abschnitt wird erörtert, wie sich die Interaktion zwischen Mensch und Maschine im Fall Domoscio@IFCAM zeigt.

Der Mehrwert von KI in der Mensch-Maschine-Interaktion

Aus der Augmentationsperspektive wurde die Interaktion zwischen Mensch und Maschine auf unterschiedliche Weise beschrieben. Tabelle 59 stellt die verschiedenen Arten dar, in denen Domoscio und IFCAM den Mehrwert der KI-Lösung in der direkten Interaktion mit dem Menschen beschrieben haben. Die Beispiele sind nach dem Rahmen von Daugherty und Wilson (2018, S. 16) mit „Menschen ergänzen Maschinen“ und „KI verleiht Menschen Superkräfte“ strukturiert.

Tabelle 59: Mehrwert der KI in der Mensch-Maschine-Interaktion
(eigene Darstellung)

Bezug zu Daugherty und Wilson (2018, S. 16)	Zusätzlicher Wert	Beschreibung
KI verleiht Menschen Superkräfte	KI als Optimierer	Durch KI kann man besser „[d]ie Anzahl der bestehenden Ausbildungsprogramme erhöhen, indem man angepasste und optimale Kurse vorschlägt, um einen Anstieg der Kompetenzen zu gewährleisten, Abbrüche zu vermeiden und die Ausbildungszeit zu rationalisieren“ (eigene Übersetzung; Domoscio Video, 2021).
Menschen ergänzen Maschinen	KI als Beschleuniger für Unternehmen	„Wir können den Preis unserer Lösung erhöhen, weil wir KI einbauen“ (B1_12:45)

KI verleiht Menschen Superkräfte	KI als Weg zur Weiterentwicklung der Personalentwicklung	„Das Unternehmen, wir als L&D-Abteilung und die Lernerdesigner*innen, also die Leute, die die Ausbildung aufbauen, lernen viel über ihre Konzeption, über ihre Ausbildung, dank der KI und deren Auswertungen.“ (B1_12:45)
Menschen ergänzen Maschinen	KI als Werkzeug zur Erreichung des Ziels - nicht als das Ziel selbst	„Das IFCAM investiert in künstliche Intelligenz, indem es eine Abteilung für Daten- und KI-Schulungsprogramme einrichtet, deren Ziel es ist, Datentraining und KI zu nutzen, um das Lernen zu verbessern. KI muss als ein Werkzeug betrachtet werden, als ein Mittel, das dem Lernen dient“ (eigene Übersetzung; IFCAM Blog, 2018).

Die folgenden Beispiele beschreiben die Hierarchie und die Aufteilung der spezifischen Aufgaben zwischen Mensch und Maschine im Kontext von KI@IFCAM. Einige der folgenden Aussagen beziehen sich auf Beispiele ausserhalb der Personalentwicklung, die das IFCAM veröffentlicht hat, um seine eigene Sichtweise zu KI zu illustrieren.

Administration und Analyse der KI überlassen, um die menschliche Tätigkeit auf die Auslegung zu konzentrieren: „Beispiel: Die amerikanische Anwaltskanzlei Baker-Hostetler nutzt künstliche Intelligenz (Ross), um die Rechtsprechung zu analysieren, um ihre Bedeutung und den Grad der Anwendung auf ihren Fall zu verstehen und um darauf basierend argumentative Antworten auf gestellte Fragen zu geben“ (eigene Übersetzung; IFCAM Blog, 2018).

KI als Ausgangspunkt für menschliche Kreativität: „Beispiel: Mit der Dreamcatcher-Software kann man mehrere Entwürfe für Objekte vorschlagen. Auf dieser Grundlage passt der Mensch die Vorschläge an, um etwas Innovatives zu schaffen: eine Teamleistung!“ (eigene Übersetzung; IFCAM Blog, 2018).

Menschen mit ethischer Verantwortung beim Einsatz von KI: „Das Feld der Möglichkeiten, das KI bietet, ist unbegrenzt! Diese Möglichkeiten sollten jedoch nicht in Bedrohungen umgewandelt werden, denn es ist in der Tat der Mensch, der die KI 'füttert', also liegt es an ihm, ethische Fragen zu stellen, um das Abdriften der KI zu vermeiden“ (eigene Übersetzung; IFCAM Blog, 2018).

Aufteilung der geeigneten Aufgaben: „Die Maschine wird für die sehr technischen Aufgaben eingesetzt, der Mensch entwickelt die Kreativität, die Verbindung und die sozialen Interaktionen“ (eigene Übersetzung; IFCAM Blog, 2018).

KI für Standardfälle, Menschen für Ausnahmefälle: „Während des gesamten Prozesses analysiert der Algorithmus den Fortschritt des Lernenden, um eine Schwierigkeit oder einen Punkt zu identifizieren, an dem der Lernende stecken bleiben könnte (und versucht sein könnte, abzubrechen). Als Reaktion darauf kann der Algorithmus jederzeit eine neue Sequenz vorschlagen, um den Lernenden wieder auf den richtigen Weg zu

bringen. Wenn diese Situation eintritt, erhält der Ausbilder eine Warnung oder Benachrichtigung und kann eingreifen, um das Problem zu lösen.“ (eigene Übersetzung; Domoscio, 2020a, S. 18)

Nach den Aussagen der Befragten und den analysierten Dokumenten sind KI-Technologien geeignet, verschiedene Aufgaben innerhalb der Wertschöpfungskette der Personalentwicklung zu optimieren. Tabelle 60 hebt Aufgaben hervor, die in der Fallstudie explizit genannt wurden.

Tabelle 60: Einsatz von KI für HRD-Aufgaben im Fall Domoscio@IFCAM
(eigene Darstellung in Anlehnung an Dastugue, 2018; Domoscio Video, 2021; Domoscio Website, 2020)

Prozessschritt	Beispiele aus dem Fall Domoscio@IFCAM
Bedarfsklärung, Diagnostik und Lernzielsetzung	– Bewertung der Fähigkeiten und Interessen der einzelnen Lernenden – Verständnis für ganze Kohorten – Echtzeit-Diagnose von Stärken und Schwächen – Personalisierte Lernziele auf der Grundlage der Bewertungsergebnisse und des Vergleichs des eigenen Wissensstands mit anderen
Konzeption und Erstellung von Lernangeboten	– Indizien für wertvolle und austauschbare Elemente im Portfolio – Entwicklung der aussagekräftigsten Quizfragen im Hinblick auf das Bestehen einer Prüfung – Vermittlung des effektivsten und kürzesten Weges zum Erreichen eines Lernziels
Kuratieren und Orientierung	– Pädagogische Beratung – Personalisierte Empfehlungen von Lernmaterialien – Massgeschneiderte Lernpläne/-pfade
Trainings und Kurse (online, hybrid, physisch) mit menschlichen Trainer*innen, Moderator*innen	– Adaptives Lernen (Domoscio HUB)
Moderierte Lern- und Reflexionsprozesse im Arbeitsfeld	In dieser Fallstudie nicht explizit untersucht
Lernen on demand/selbstgesteuertes Lernen (ohne menschliche Trainer*innen, Moderator*innen)	In dieser Fallstudie nicht explizit untersucht
Erweiterte Trainings und Leistungshilfen/Lernen im Prozess der Arbeit/Performance-Support	In dieser Fallstudie nicht explizit untersucht
Austausch und Lernen von und miteinander	In dieser Fallstudie nicht explizit untersucht

Transfersicherung und Lernprozessbegleitung	– Die Lernenden erhalten je nach ihrer Fähigkeit, Wissen zu behalten, personalisierte Erinnerungen – Langfristige Verstärkung durch die Lernenden (Domoscio LOCK) – Transferunterstützung für die Wahrscheinlichkeit der Anwendung des Gelernten im täglichen Leben
Evaluation und Qualitätsentwicklung	– Emotionale Analyse – Mehr Daten darüber, wie die Lernenden das soeben Veröffentlichte konsumieren – Feedback zur Qualität und Relevanz der Quizze im Kurs und zu den Lernprofilen innerhalb der Kohorte – Echtzeit-Dashboards für verschiedene Interessengruppen
Rahmenbedingungen gestalten und Portfoliomanagement	– Einblicke in die Art und Weise, wie Menschen lernen, welche Inhalte zu welchem Zeitpunkt, usw.
Administration	In dieser Fallstudie nicht explizit untersucht

Dieser Überblick konzentriert sich auf die im analysierten Material erwähnten KI-Anwendungen. Weitere Fallstudien und Untersuchungen werden zusätzliche Ergebnisse liefern.

In dieser Fallstudie wurden fünf herausragende Rollen für die Personalentwicklung ermittelt, die im Zusammenspiel mit den KI-basierten Lösungen von Domoscio wie folgt hervorgehoben werden:

*1) HRD-Expert*in/ Schnittstellenperson für die Use Case-Erstellung*

Die wichtigste Rolle bei der Implementierung von KI in der Personalentwicklung ist eine Schnittstelle zwischen Personalentwicklung und IT, um geeignete Anwendungsfälle zu entwickeln. Diese Schnittstellenfunktion kann ein starkes Fachwissen in der Personalentwicklung mit einem Verständnis für KI verbinden.

„Was die L&D-Abteilung braucht, ist jemand, der kein KI-Experte ist, kein Datenwissenschaftler, sondern jemand, der tatsächlich versteht, was man mit KI machen kann, um bei der Erstellung von Business Cases, funktionalen Use Cases, zu helfen. Jemand, der sagt: Okay, wir sollten versuchen, dieses L&D-Thema zu erforschen. Der nächste Schritt ist dann, den Anbieter zu fragen, ob er das machen kann oder nicht“ (B2_13:45).

Eine solche Person vertritt und denkt über Nutzererfahrungen nach und achtet auf die Problemlösungsmöglichkeiten neuer Technologien (B2_13:45). Ein tiefgreifendes technisches Verständnis scheint für eine solche Rolle jedoch nicht erforderlich zu sein. Beim IFCAM informierte die für die Einführung von KI in die Personalentwicklung verantwortliche Person über KI, übte und lernte, wie man in Python programmiert, um ein Grundverständnis zu erlangen. Die Entwicklung von Algorithmen findet jedoch nicht in

der Personalentwicklungsabteilung statt, sondern nur die konzeptionellen Modelle und Qualitätsprüfungen aus der Perspektive der Personalentwicklung.

„Ich möchte mir keine Algorithmen vorstellen können. Das ist nicht meine Aufgabe. Domoscio kann das besser als ich“ (B1_12:49).

Es wurde hervorgehoben, dass das IFCAM für die Bereitstellung des Anwendungsfalls und der Daten, nicht aber der Algorithmen zuständig ist. Um die Rolle zu stärken und dem Thema KI für das Lernen Bedeutung zu verleihen, wurde am IFCAM eine neue Abteilung eingerichtet. Neben dieser Schnittstellenperson sind nur wenige Personen direkt in dieser Abteilung beschäftigt, die eher als eine Art Orchestrator für die verschiedenen Beteiligten fungiert.

2) Orchestrator eines interdisziplinären und virtuellen Teams

Die Abteilung, die am IFCAM für die Einführung von KI in Corporate Learning zuständig ist, deckt nicht alle Kompetenzen und Rollen allein ab. Stattdessen arbeitet sie mit einem interdisziplinären und virtuellen Team, das sich aus internen und externen Parteien zusammensetzt. Am IFCAM wurden ein Kernteam und eine erweiterte Gruppe von Schlüsselabteilungen ausgewählt, um das Projekt zu besetzen:

Kernteam:

- Externer Anbieter (Domoscio)
- Projektleiter (Vanessa Dastugue)
- Geschäftsbereichsleiter
- IT-Leiter

Beitragende Abteilungen:

- Marketing und Vertrieb
- Lerndesigner*innen
- Finanzen

Da die notwendigen technischen Kompetenzen für die KI-basierte adaptive Lernlösung nicht im eigenen Haus vorhanden sind, arbeitet das IFCAM in einer langfristigen Partnerschaft mit Domoscio.

3) Sicherstellung der Qualität von Modellen und Algorithmen

Wie effektiv ein KI-basiertes System funktioniert, hängt von den Daten, den zugrunde liegenden Modellen und den Algorithmen ab. Stehen die Modelle zum Beispiel im Einklang mit normativen und pädagogischen Zielen? Die Schaffung einer solchen Grundlage und die kontinuierliche Überwachung der Qualität sind eine wichtige Aufgabe, die

L&D-Professionals übernehmen sollten. So ist beispielsweise zu prüfen, wie genau die Vorhersagen der Algorithmen sind. Verbessern sie sich im Laufe der Zeit? Sind die künstlich erzeugten Vorschläge besser als die, die Menschen zu Beginn des Projekts eingegeben hatten? Ein Ansatz für diese Qualitätsprüfungen sind A/B-Tests. Diese Qualitätskontrolle wird am IFCAM von der Schnittstellenperson in enger Zusammenarbeit mit Domoscio und den Lerndesigner*innen durchgeführt.

4) *Lerndesigner*in*

Der Einsatz eines KI-basierten adaptiven Lernsystems verändert mehrere Prozesse und Aufgaben der Rolle des Lerndesigners. Die Arbeit eines Lerndesigners nimmt mit dem Einsatz eines KI-basierten adaptiven Lernsystems tendenziell zu (B2_13:42) - zum einen aufgrund der neuen Methode der Inhaltserstellung und zum anderen aufgrund der neuen Erkenntnisse, die durch den Einsatz des Systems gewonnen werden. Es wurden Änderungen in der Art und Weise beschrieben, wie Inhalte vorbereitet/erstellt werden, wie Einblicke in Lernprozesse geschehen und wie Erkenntnisse über die Lernenden gewonnen werden. Diese Einblicke und Erkenntnisse haben auch Auswirkungen auf die Portfolio-Gestaltung.

Eine neue Art der Vorbereitung von Inhalten/Ausbildung (B2_13:42):

- Die einzelnen Lerneinheiten sind wesentlich kürzer als herkömmliche Module, um eine möglichst hohe Adaptivität zu gewährleisten.
- Der Inhalt wird nicht mehr unabhängig erstellt. Er steht im Zusammenhang mit den definierten Fähigkeiten, den verschiedenen Leistungsniveaus und anderen Variablen. Alles wird daraufhin analysiert, wie es in das grosse Ganze eingebettet ist, wie die verschiedenen Elemente miteinander verbunden sind und wie die dahinter stehende Taxonomie aussieht. Es gibt immer weniger losgelöste, isolierte Entscheidungen und Ausbildungskonzepte.
- Die Zielgruppen werden nach verschiedenen Merkmalen klassifiziert. Es geht nicht um die Person x oder y, die einen bestimmten Lernpfad erhalten soll, sondern um Klassifizierungen wie die berufliche Rolle, das Dienstalter, die Vorkenntnisse und das Beherrschungsniveau, auf denen die Zusammensetzung der Lernpfade beruht.
- Verstärkte Nutzung von Berichten und datenbasierten Entscheidungen: Entscheidungen über wertvolle und weniger zielgerichtete Inhalte können datengestützter und granularer getroffen werden, was bedeutet, dass kleinere, gut funktionierende Elemente ersetzt und optimiert werden müssen.

Eine neue Art, Einblicke in das Lernverhalten und den Lernfortschritt zu erhalten:

Lerndesigner*innen erhalten mehr Einblicke in die von ihnen veröffentlichten Inhalte. Sie erhalten auch mehr Daten darüber, wie die Lernenden sie nutzen, welche Art von Inhalten entscheidend ist und was mehr Aufmerksamkeit erfordert (B2_13:42). Sie erhalten auch mehr Rückmeldungen über die Qualität und Relevanz von Inhalten, Quizfragen und deren Bezug zu bestimmten Lernenden und Kohorten (Domoscio Website, 2020).

Eine neue Art der Anleitung von Lernenden:

Da das Lernen mit einem adaptiven Lernsystem einer anderen Didaktik folgt, ist es wichtig, die Lernenden darauf vorzubereiten und sie auf ihrem Weg zu begleiten. Befähigung und Kommunikation sind erforderlich, um sie auf ihre KI-basierten adaptiven Lernerfahrungen vorzubereiten und zu begleiten.

Auch wenn sich durch den Einsatz eines KI-gestützten adaptiven Lernsystems viel ändert, wird sich nicht alles ändern, wie ein Interviewpartner sagte: „Sie brauchen immer noch einen Menschen, der den Kurs macht, einen Menschen, der die Inhalte erstellt“ (B2_13:42). Eine Rolle, die weiterhin wichtig bleibt - und sogar noch wichtiger wird - ist die der Fachexperten/SME.

5) *Fachexperten/SME*

Um die Algorithmen gut trainieren und die Daten korrekt indizieren zu können, ist ein hohes Mass an Fachwissen erforderlich. Die Qualität der endgültigen Lösung hängt davon ab, wie präzise und gut die einzelnen Bausteine aufgearbeitet, strukturiert und miteinander verknüpft sind.

Eine grundlegende Voraussetzung ist die Aufgliederung der Lerninhalte in folgende Aspekte:

1. Definition von Kompetenzen
2. Fragen im Zusammenhang mit den Kompetenzen
3. Suche und Indexierung von Bildungsressourcen im Zusammenhang mit den Kompetenzen

Je feingliedriger die Adaptivität sein muss, desto aufwendiger ist die Vorbereitung.

Gemeinsam mit den SME werden optimale Lernpfade für verschiedene Profile festgelegt. Die Lernpfade beruhen auf Annahmen und dem Fachwissen der SME und Lerndesigner*innen. Zu Beginn werden den Lernenden die von Menschen erstellten Pfade vorgeschlagen. Die Technologie dahinter sind einfache regelbasierte Systeme oder Expertensysteme. Dieser Ansatz von Domoscio bedeutet, dass zu Beginn nicht die optimalen Lernwege angeboten werden, sondern diejenigen, die Experten für einen guten Start

halten. Erst durch die Nutzung und die dabei anfallenden Daten kann das System immer intelligentere Empfehlungen aussprechen. Basierend auf den Daten, die bei der Nutzung verschiedener Lerner gesammelt werden, helfen die Algorithmen, die Pfade zu optimieren (B2_13:15).

Wie wird die derzeitige Lösung auf ihre Wirksamkeit und Nützlichkeit hin bewertet? Was sind die Vor- und Nachteile und wie wird der Erfolg gemessen? Die Erkenntnisse zu diesen Fragen werden im nächsten Abschnitt bewertet.

Evaluation und normative Beurteilung

Verschiedene KPIs und qualitative Aussagen zeigten auf, wie der erfolgreiche Einsatz der verschiedenen KI-basierten Lösungen von Domoscio gemessen und bewertet wird. Im Vergleich zu Lösungen ohne adaptive Elemente wurden die folgenden Effekte erzielt:

- Steigerung der erfolgreichen Teilnahme an der MOOC-Abschlussprüfung (IFCAM Blog, 2020)
- Zeitersparnis in Bezug auf die Ausbildungszeit (IFCAM Blog, 2020)
- Höhere Einprägungsrate nach drei Monaten (Domoscio, 2020a, S. 20)
- Hoher Anteil an Personen, die den empfohlenen Übungen folgen, auch wenn diese freiwillig sind (Domoscio, 2020a, S. 20)
- „Wir können den Preis unserer Lösung erhöhen, weil wir KI einbauten“ (B1_12:45)

Die langjährige Zusammenarbeit zwischen Domoscio und dem IFCAM, die Ausweitung der Domoscio-Lösungen auf andere MOOCs und der Einsatz der verschiedenen Domoscio-Lösungen (Domoscio HUB, Domoscio LOCK und ein IFCAM-spezifisches Projekt) zeigen, dass die KI-basierten Lösungen am IFCAM einen Mehrwert schaffen.

Der nächste Abschnitt befasst sich mit möglichen Weiterentwicklungen der Domoscio-Lösungen und ihrem Weg am IFCAM. Damit wird die Frage beantwortet, welche nächsten Innovationen in einer Kombination aus KI und Personalentwicklung denkbar sind.

Vision und Ausblick

Nach IFCAM Blog (2019b) und den Interviews sind die nächsten konkreten und evolutionären Schritte des IFCAM in seinen KI-basierten Projekten wie folgt:

- Integration der Domoscio-Lösungen in das IFCAM-Mitarbeitendenportal, damit jedem Nutzer die für sein Profil am besten geeigneten Schulungen angeboten werden;

- Integration neuer Datenquellen zur Verbesserung der Relevanz der Empfehlungen, wie z.B. deklarative Daten der Mitarbeitenden über Feedback, Bewertung und Wünsche zur Weiterentwicklung;
- Bietet neue Funktionen für Benutzer, um den globalen Schulungsbedarf jeder Gruppeneinheit zu ermitteln und den Schulungsplan zu kalibrieren.

Domoscios nächste Schritte sind wie folgt:

- Tiefgreifende Integration, wie vom Befragten B2 erklärt wurde:
 „Ich würde sagen, dass der Plan für das nächste Jahr wie folgt aussieht. Bislang haben wir Standardprodukte entwickelt, um eine Konsolidierung des adaptiven Lernens vorzuschlagen. Es handelt sich um proprietäre Plattformen, aber der Kernwert von Domoscio sind die Algorithmen. In den nächsten zwei Jahren werden wir die tiefe Integration mit einem LMS-Software-Editor beschleunigen. So beginnen wir beispielsweise in Frankreich mit einigen Elementen des Software-Editors zu arbeiten, die ihre Plattform haben und unsere Algorithmen über APIs nutzen werden, um eine nahtlose UX zu schaffen und sich auf die KI von Domoscio zu verlassen, um neue Funktionen wie Empfehlungen, Konsolidierung usw. zu ermöglichen. Die Art und Weise, dies zu tun, ist wirklich entscheidend, denn heute gibt es einen Trend, der LXPs genannt wird. Es gibt eine altmodische Software namens LMS, und es wird allmählich etwas schwierig, diese zu nutzen. Die grössten Unternehmen haben vielleicht fünf oder sechs verschiedene LMS. Die Idee ist also, dass wir, wenn wir auf all diesen LMS und LXPs aufbauen, um die Nutzererfahrung zu zentralisieren, auch einen zentralen KI-Kern von Algorithmen brauchen, mit denen wir die Daten aus all diesen Quellen und einer Empfehlungsmaschine, unserer Kommunikationsmaschine usw. erhalten. Dies kann für LMS und Microsoft-Teams sowie für das soziale Netzwerk oder die Community of Practice eines Unternehmens gelten.“ (B2_13:46).
- In weiteren Entwicklungsschritten werden einzelne Dienste wie Domoscio HUB und Domoscio LOCK miteinander verknüpft, um Silo-Lösungen zu vermeiden.
- Eine weitere Weiterentwicklung sind sogenannte ‘Micro-Doings’, die neben der reinen Wissensverinnerlichung mit Domoscio LOCK noch mehr in Richtung Anwendung und Kompetenzentwicklung im Arbeitskontext zielen sollen (wurde in einem informellen Gespräch erwähnt).

Im Hinblick auf eine breitere Entwicklung, die nicht direkt mit Domoscios und IFCAMS nächsten Schritten zusammenhängt, aber auch erwähnt wurden, zeichnen sich drei Richtungen für KI in der Personalentwicklung ab:

Als erste Richtung wurde die automatische Generierung von Training durch KI genannt oder, mit anderen Worten, „[d]ass sie das Training erstellt“ (B1_12:51). Die zweite Richtung bezog sich auf die Idee eines persönlichen KI-Trainers oder eines persönlichen KI-Assistenten: „Es könnten intelligente persönliche Assistenten sein, die hinter allen anderen stehen und uns helfen, die Themen nicht zu vergessen, wie in dem Film 'Her' zu sehen ist. Ich denke, ein persönlicher Trainer mit künstlicher Intelligenz kann einem beim Lernen helfen, einen daran erinnern, die richtigen Themen zur richtigen Zeit und das richtige Format auszuwählen. Dass er versteht, dass ich Videos gegenüber Lesen bevorzuge und mir eine entsprechende Empfehlung geben kann“ (B1_12:51). Diese Vorstellung wurde jedoch als weniger realistisch angesehen als der der automatischen Erstellung von Schulungen (B1_12:51). Die dritte Richtung schliesslich war die automatische Verschlagwortung durch KI-Algorithmen, die zwar möglich ist, aber aufgrund der unterschiedlichen Sprachen eine Herausforderung darstellt (B2_13:48).

8.4.9 Zusammenfassung

Die folgenden Begriffe kennzeichnen diese Fallstudie:

Adaptives Lernen, Personalisierung, Use Cases, Spaced Repetition, enge Zusammenarbeit mit einem externen Partner, Stakeholder Management, Workaround, Datenfluss

Diese Fallstudie hat einen Einblick in die Einführung von adaptiven Lernsystemen gegeben. Sie zeigt, dass hinter einer solchen Einführung viel Arbeit steckt. Es handelt sich um einen Fall, der mit Experimenten begann und bei dem die Frage der Skalierung erst nach erfolgreichem Experimentieren in Angriff genommen wurde. Um schnell starten zu können, wurden Workarounds für das Experiment eingeführt, die für die nun geplante Skalierung erst in die Systemlandschaft des Unternehmens übertragen werden müssen. Der Fall zeichnete sich auch durch eine enge Zusammenarbeit zwischen HRD und dem externen KI-Anbieter aus. Es zeigte sich, dass der Einsatz eines KI-basierten adaptiven Lernsystems eine Daueraufgabe ist, die ständig überwacht und optimiert werden muss.

8.4.10 Kritische Würdigung des Falles

Die Interviewinformationen und Dokumente waren in einer Mischung aus Englisch und Französisch verfasst. Daher kann eine ungenaue Verwendung von Begriffen nicht ausgeschlossen werden. Es ist anzumerken, dass sich keiner der beiden Interviewpartner während des Validierungsprozesses zum Inhalt der fertigen Fallstudie äusserte, sondern diese stillschweigend akzeptierte. Beide Interviewpartner verfügten über mehrjährige Erfahrung und waren in der Lage, vertiefte Einblicke und Meinungen zu geben. Ein

Schwachpunkt der Fallstudie war jedoch, dass zusätzliche Perspektiven nicht einbezogen werden konnten. Spannend wäre es gewesen, einen Lerndesigner des IFCAM zu befragen, was mangels Antwort auf die Anfrage nicht möglich war. Die geringe Anzahl von Interviews wurde jedoch durch eine reichhaltige Informationsbasis ausgeglichen, die durch die verschiedenen Dokumente bereitgestellt wurde, und zusammen lieferten sie aufschlussreiche Einblicke, die für dieses Forschungsprojekt und die Gesamtergebnisse sehr wertvoll waren.

8.5 Einzelfallanalyse C: LeaderAmp@CoachNet

Kapitel 8.5 ist der Fallstudie C LeaderAmp@CoachNet gewidmet. Zunächst werden die Gründe für die Auswahl dieses Falles dargelegt. Danach werden die beteiligten Unternehmen und die Datengrundlage vorgestellt, und die Fallstudie wird thematisch eingeordnet. Danach folgt eine Beschreibung der KI-basierten Lösung. Anschliessend wird eine Analyse hinsichtlich der Forschungsfragen und der damit verbundenen Aspekte durchgeführt. Schliesslich wird die Fallstudie zusammengefasst und kritisch reflektiert.

Es gilt zu beachten, dass CoachNet während der Erstellung dieser Fallstudie in Fluxify umbenannt wurde. Diese Fallstudie bezieht sich der Einfachheit halber auf die alte Positionierung von CoachNet.

8.5.1 Kurze Beschreibung des Falles

LeaderAmp@CoachNet bietet Einblicke in eine KI-basierte Lösung, die bewusst als augmented Coaching-Lösung konzipiert wurde. LeaderAmp bietet mehrere KI-basierte Funktionalitäten. Ihre Lösungen ergänzen die Arbeit eines Coaches, der Einzelpersonen in einem Unternehmensumfeld coacht. LeaderAmp kombiniert regelbasierte und maschinelle Lernalgorithmen in verschiedenen Bereichen seines Angebots. Diese KI-basierten Funktionen werden eingesetzt, um ein präziseres, risikoärmeres und skalierbares Coaching-Erlebnis zu erreichen. CoachNet hatte LeaderAmp zum Zeitpunkt der Durchführung der Fallstudie bereits 18 Monate im Einsatz.

8.5.2 Begründung zur Fallauswahl

Die Themen Coaching und Mentoring in ihren verschiedenen Ausprägungen nehmen in der Personalentwicklung eine immer wichtigere Rolle ein (Grassmann & Schermuly, 2021, S. 107). LeaderAmp ist eine KI-basierte Coaching-Lösung, die im Gegensatz zu anderen Anbietern von reinem KI-Coaching bewusst das Kredo der Coach-Ergänzung

verfolgt. Die bewusste Fokussierung auf Augmentierung und deren Erkenntnisse erschien in diesem Fall besonders attraktiv und erkenntnisversprechend. Es handelt sich um ein Beispiel für ein KI-basiertes Hybridsystem, da verschiedene Funktionen und Algorithmen in einer Lösung für unterschiedliche Zwecke kombiniert werden. Ausserdem ist die Lösung nach eigenen Angaben von LeaderAmp bereits bei bekannten Unternehmen wie Dropbox, Facebook und Infosys im Einsatz. Die Tatsache, dass das System bereits seit 18 Monaten beim Kunden (CoachNet) im Einsatz war, versprach zudem reichhaltige Erfahrungen und Einblicke in die erfolgreiche Einführung in einem Unternehmenskontext.

8.5.3 Datengrundlage

Die Datenerhebung wurde zwischen August und Oktober 2021 durchgeführt. Tabelle 61 enthält eine Liste der drei Interviews, die für diese Fallstudie geführt wurden:

Tabelle 61: Liste der Interviews in Fallstudie C: LeaderAmp@CoachNet
(eigene Darstellung)

Datum des Interviews	Name	Funktion zum Zeitpunkt des Interviews	Unternehmen	Datum der kommunikativen Validierung
10. August 2021	Jonathan Reitz	Direktor für Ausbildung/CEO	CoachNet	Keine Verbesserungshinweise oder Änderungswünsche bis zum Ablauf der Frist für die kommunikative Validierung Ende Februar 2022
16. August 2021	Dr. Matt Barney	Gründer und Geschäftsführer	LeaderAmp	18. Dezember 2021
19. August 2021	Dr. Jamie Madigan	Product Lead	LeaderAmp	Keine Verbesserungshinweise oder Änderungswünsche bis zum Ablauf der Frist für die kommunikative Validierung Ende Februar 2022

Die beiden Interviewpartner auf Seiten von LeaderAmp waren Arbeitspsychologen, die seit mehreren Jahren und in leitenden Positionen für LeaderAmp tätig waren. Sie waren hauptsächlich für die Veröffentlichung der White Papers von LeaderAmp verantwortlich. Jonathan Reitz von CoachNet ist ein erfahrener Executive Coach und Coach-Ausbilder. Er und Dr. Matt Barney arbeiten an der Weiterentwicklung der Coaching-

Frameworks und -Standards der International Coaching Federation (ICF) und konzentrieren sich derzeit auf Team- und KI-basiertes Coaching. Die Interviewpartner brachten somit eine mehrjährige Expertise und Vernetzung im Bereich Coaching und Psychologie sowie fundiertes Know-how für die Implementierung und Weiterentwicklung von LeaderAmp mit.

Zusätzlich zu den offiziellen Interviews gab es zwei informelle Gespräche zwischen der Forscherin und Dr. Matt Barney. Das eine war ein Treffen zum gegenseitigen Kennenlernen im Rahmen der Fallstudienakquisition. Dieses Treffen lieferte bereits wesentliche Erkenntnisse über die Forschungsthemen. Der zweite Austausch fand im Oktober 2021 statt, bei dem die Lösung durch Dr. Matt Barney der Leiterin der Führungsentwicklung der Schweizerischen Post vorgestellt wurde. Tabelle 62 präsentiert Details zu den informellen Treffen:

Tabelle 62: Informelle Gespräche in Fallstudie C: LeaderAmp@CoachNet
(eigene Darstellung)

Datum	Name	Funktion	Unternehmen
3. August 2021	Dr. Matt Barney	Gründer und CEO von LeaderAmp	LeaderAmp
25. Oktober 2021	Dr. Matt Barney & Dr. Simone Lazarus (Leiterin der Führungsentwicklung bei der Schweizerischen Post)	Gründer und CEO von LeaderAmp	LeaderAmp

Die Dokumentenanalyse umfasste vier E-Books, ein Video und zwei Websites mit verschiedenen Unterseiten. Eine Übersicht über die analysierten Dokumente findet sich im Anhang dieser Monografie.

8.5.4 Einordnung des Falls

Zwei Begriffe, die in der Personalentwicklungsliteratur häufig verwendet werden, sind Coaching und Mentoring. Je nach Verständnis dieser Begriffe überschneiden sie sich mehr oder weniger (Kimmle, 2004, S. 233). In dieser Fallstudie werden die beiden Konzepte grob unterschieden. Coaching zeichnet sich durch einen höheren Professionalisierungsgrad in Bezug auf Methoden und formale Qualifikationen aus als Mentoring (Höher, 2015, S. 39). Kimmle (2004, S. 234) hat verschiedene Merkmale von Coaching im Kontext der Personalentwicklung aufgeführt, die auch Unterscheidungsmerkmale zum Konzept des Mentoring darstellen:

- Durchgeführt von professionellen externen und internen Beratern der Organisation;

- Freiwilligkeit als Voraussetzung;
- Hilfe zur Selbsthilfe;
- In der Regel kurz- bis mittelfristige Betreuung, in der Regel intensiver, gezielter und regelmässig für eine bestimmte und kürzere Dauer mit festgelegten Anfangs- und Endzeiten.

Diese Studie konzentrierte sich auf individuelles, potenzial- und leistungsorientiertes Coaching (Carmel & Paul, 2015, S. 483). Nach Carmel und Paul (2015) sieht ein typischer Prozess des leistungsorientierten menschlichen Coachings wie folgt aus:

1. „Bei der Vorarbeit geht es um den Aufbau einer effektiven Arbeitsbeziehung zwischen dem Kunden und dem Coach. In dieser Phase setzen Coaches Fähigkeiten wie aktives Zuhören und Fragen stellen ein, anstatt konkrete Massnahmen vorzuschreiben.
2. Bewertung und Feedback helfen dem Klienten, sich ein klares Bild von sich selbst als Führungskraft zu machen. Coaches gehen Feedback mit den Klienten durch und sie stellen Fragen, um sicherzustellen, dass sie den Inhalt des Feedbacks richtig verstehen. Sie helfen zu beurteilen, was der Klient daraus gelernt hat, und erkunden dessen Bedeutung und Implikationen. Coaches können einen wesentlichen Beitrag dazu leisten, den Unterschied zwischen der Wahrnehmung eines Klienten durch Gleichaltrige/Kollegen zu betonen und blinde Flecken in seinen Ansichten aufzuzeigen.
3. Zielsetzung ist der Prozess des Übergangs von einer informierten Perspektive (z. B. der Unterschied zwischen der Sichtweise der anderen und der eigenen Sichtweise auf eine Situation) zur Festlegung eines spezifischen, messbaren Ziels, das erreicht werden soll. Die Aufgabe des Coaches ist es, dem Klienten dabei zu helfen, ein sinnvolles Ziel für eine Veränderung auszuwählen und ein Ziel oder eine Reihe von Zielen zu entwerfen und zu verfolgen, die spezifisch, messbar, erreichbar, realistisch und zeitlich begrenzt sind.
4. Bei der Aktionsplanung geht es darum, einen spezifischen Weg oder eine Reihe konkreter Schritte zu entwerfen, die, wenn sie befolgt werden, zur Erreichung des Ziels führen können. Die Aufgabe des Coaches ist es, die Entwicklung und die Spezifität der verschiedenen Schritte zu unterstützen, die zur Erreichung des Ziels führen. Ein System der Rechenschaftspflicht ist in diesem Abschnitt ebenfalls wichtig.
5. Die fortlaufende Bewertung und Unterstützung umfasst die Messung des Fortschritts im Laufe der Zeit (z. B. in jeder Phase/Schritt), die Bewältigung aller auftretenden Herausforderungen, die Bereitstellung von Ermutigung und

Unterstützung, um die Motivation zu steigern, und das Festhalten des Klienten am Kurs. Dazu gehört auch, zu antizipieren, wie der Klient die Veränderungen beibehalten und hoffentlich im Laufe der Zeit darauf aufbauen kann (Mavrogordato und Canon, 2009)“ (eigene Übersetzung; S. 483).

Um diesen Prozess zu durchlaufen, sind verschiedene Formen des Coachings denkbar. Grassmann und Schermuly (2021, S. 109) unterscheiden die Konzepte des Face-to-Face-, Online-, Blended- und KI-Coaching.

„*Online-Coaching* und *Blended-Coaching* beschreiben Coaching-Konzepte mit menschlichen Coaches und unterscheiden sich in der Nutzung digitaler Kommunikationskanäle. Beim Online-Coaching nutzen Coaches und Klienten ausschliesslich digitale Kommunikationskanäle, ohne sich persönlich zu treffen“ (Poepsel, 2011). Beim Blended-Coaching beziehen die Coaches teilweise digitale Kanäle in den Coaching-Prozess ein (Geissler et al., 2014; Jones et al., 2016), etwa durch die Nutzung von Telefon- oder Videochats. Während das digitale System beim Online- und Blended-Coaching lediglich die Funktion der Ermöglichung von Kommunikation erfüllt, funktioniert KI-Coaching hauptsächlich ohne menschliche Anleitung.“ (eigene Übersetzung; Grassmann & Schermuly, 2021, S. 109)

Grassmann und Schermuly (2021) untersuchten die Potenziale von KI-Coaching. Nach ihrem Verständnis funktioniert KI-Coaching losgelöst von einem menschlichen Coach. Im Gegensatz dazu kombiniert das Konzept des Augmented Coaching oder der Coaching-Augmentation die Stärken von Menschen und Maschinen in einem Coaching-Prozess. In dieser Studie wird ein solches augmented Coaching diskutiert.

8.5.5 Kontext der Anbieterfirma: Kurzporträt von LeaderAmp

LeaderAmp ist ein amerikanisches Unternehmen mit Sitz in der San Francisco Bay Area, Kalifornien. Es wurde 2013 von CEO Dr. Matt Barney gegründet, einem ehemaligen VP und Director of L&D bei Infosys. Das Unternehmen beschäftigt einen Kern von Mitarbeitenden und arbeitet mit mehreren Partnern für ihre wissenschaftliche Arbeit, Softwareentwicklung und Coaching-Mandate zusammen. Die Lösung von LeaderAmp wurde wissenschaftlich in den USA entwickelt, während die nicht-wissenschaftliche Software mit einem Partner namens DataPhi in Indien entwickelt wurde. LeaderAmp bietet KI-basierte, augmented Coaching- und Assessmentlösungen an. Sie beschreiben ihre Lösung als eine High-Touch- und High-Tech-Lösung, die skalierbares und eingebettetes Coaching ermöglicht (Barney & Madigan, 2018, S. 19). LeaderAmp schult und zertifiziert Coaches auf seiner Software-Plattform (SaaS), um die Lösung zu

skalieren. Eines der Coaching-Unternehmen, mit denen LeaderAmp zusammenarbeitet, ist CoachNet (siehe unten). Zu den Kunden von LeaderAmp gehören gemäss den Angaben von Interviewpartner C2 Facebook, Dropbox und Infosys. LeaderAmp bezeichnet sich selbst als wissenschaftsbasiertes Unternehmen, das mit Forschungseinrichtungen zusammenarbeitet und sich auf wissenschaftliche Modelle stützt. Prominente Beispiele sind die Persuasionsforschung von Prof. Dr. Robert Cialdini und die Rasch-Methodik zum Messansatz von LeaderAmp. LeaderAmp arbeitet auch eng mit der ICF zusammen, um Standards für Einzel- und Teamcoaching zu entwickeln. Das Hauptprodukt von LeaderAmp basiert auf 18 kulturübergreifenden Universalien von Führungspotenzialen und Leistungsdimensionen, die auf Kundenwünsche angepasst werden können (Barney & Madigan, 2018, S. 22). Das Zielpublikum war zunächst das Topmanagement, hat sich aber inzwischen erweitert. Mit ihrer Lösung gewann LeaderAmp den Bray-Howard Award, eine Auszeichnung der Society for Industrial-Organizational Psychology (C2_19:41).

LeaderAmp unterscheidet zwischen zwei Grundtypen von Coaching mit KI: Coaching als Nutzen für die Mitarbeitenden versus Lösung von Geschäftsproblemen durch Coaching mit KI. Solche Lösungen können voll automatisierte Coaching-Lösungen (Substitutionsansatz) oder augmented Coaching-Lösungen (Augmentationsansatz) sein. LeaderAmp positioniert sich als eine augmented Coaching-Lösung zur Lösung von Geschäftsproblemen. Der KI-basierte Augmented-Coaching-Ansatz von LeaderAmp zielt darauf ab, die Wirkung von besserem Coaching aufzuzeigen und das Risiko von Coaching-Investitionen durch klare Zielsetzung, Vorauswahl geeigneter Coaching-Kandidaten und begleitende Massnahmen zwischen den Coaching-Sitzungen zu verringern.

8.5.6 Kontext des einführenden Unternehmens: Kurzporträt von CoachNet

CoachNet bietet seit 1999 Coach-Ausbildungen und Coaching an (CoachNet Website, 2021a). Es handelt sich um ein US-amerikanisches Unternehmen und einen Kooperationspartner von LeaderAmp. Alle CoachNet-Ausbilder sind von der ICF zertifiziert. Darüber hinaus ist CoachNet Mitglied der Association of Coach Training Organizations, einer weltweit anerkannten Gemeinschaft von Coach-Ausbildungsexperten (CoachNet Website, 2021a).

Auf der Website von CoachNet charakterisieren die folgenden 10 Attribute die Philosophie des Unternehmens (CoachNet Website, 2021a):

1. Lernen Sie die Grundlagen und werden Sie brillant in den Grundlagen.
2. Die Beziehung muss stimmen.

3. Trainieren Sie immer in Richtung der Vision des Kunden.
4. Behandeln Sie die Ursachen und nicht nur die Symptome.
5. Inneres Wachstum führt zu sichtbaren Ergebnissen.
6. Daten sind Ihr Freund.
7. Shift happens
8. Ihre eigene Entwicklung setzt die Obergrenze dafür, wie sehr sich Ihr Kunde verändert.
9. Seien Sie sparsam mit Ihren Worten.
10. Erfolg messen

CoachNet bietet Coaching in folgenden Bereichen an: Effektivität von Führungskräften, Neubeginn, persönliche Entwicklung, Team-Coaching-Fähigkeiten, Mentoren-Coaching für ICF-Zertifikate, Supervision des eigenen Coachings, Ausbau der eigenen Coaching-Praxis und mehr.

Jonathan Reitz, der Interviewpartner von CoachNet, ist ein Executive Coach, der mit Organisationen aller Größenordnungen arbeitet und sich auf die Entwicklung von Führungskräften konzentriert, die neue Projekte innerhalb oder neben einer Organisation starten. Er hat zwei Verbindungen zu LeaderAmp:

1. Er ist ein Nutzer der LeaderAmp-Plattform und unterstützt Coaching-Kunden mit dieser Lösung. Er nutzt die Plattform seit 18 Monaten, mit fast einem Dutzend verschiedener Führungskräfte auf verschiedenen Hierarchieebenen.
2. Er ist an einem Projekt zur Weiterentwicklung von LeaderAmp beteiligt. Sie suchen nach Möglichkeiten, die Erkenntnisse aus dem LeaderAmp-Tool in die Trainerausbildung einzubeziehen, um die Gesamteffektivität von Trainern auf der ganzen Welt zu erhöhen (C1_18:11).

Die Beschreibungen der Lösung soll der Leserschaft helfen, die Funktionalitäten besser zu verstehen. Dieses Verständnis ist eine wesentliche Voraussetzung dafür, dass die nachfolgenden Analysen zur erfolgreichen Einführung von KI-basierten augmented Coaching-Lösungen und die Implikationen für die Rolle der Personalentwicklung interpretiert und in den Kontext eingebettet werden können.

8.5.7 Beschreibung der KI-basierten Lösung

„LeaderAmp ist eine preisgekrönte, unternehmenstaugliche Plattform für mobiles Coaching, Assessment und Journaling. Sie ergänzt Einzel-, Mobil- und Gruppen-Coaching, indem sie fachkundiges und KI-gestütztes Coaching und Entwicklung in den

Arbeitsalltag der Menschen einbettet.“ (eigene Übersetzung; Barney & Madigan, 2019, S. 19)

Derzeit sind über 7100 Nutzer auf der LeaderAmp-Plattform registriert (LeaderAmp Website, 2021a). LeaderAmp umfasst Angebote für Einzel- und Teamcoaching. In dieser Fallstudie wurde nur das Einzelcoaching behandelt. Die Einzel-Coaching-Lösung ist bereits weiter fortgeschritten als die Team-Coaching-Lösung bezüglich des KI-Einsatzes. Ein weiterer Schwerpunkt der Fallstudie war die Nutzung von LeaderAmp durch CoachNet im Rahmen der Coaching-Sitzungen, die das Unternehmen seinen Firmenkunden anbietet, und nicht im Rahmen der Coach-Ausbildung.

LeaderAmp hat einen ganzheitlichen Coaching-Ansatz entwickelt, der über den im Kapitel ‘Einordnung des Falls’ beschriebenen traditionellen Prozess hinausgeht und die KI-Funktionalitäten optimal nutzt:

„Es gibt verschiedene Arten von KI, über die wir sprechen können. Sie alle fließen in den Coaching-Prozess ein. Es geht nicht nur um den reinen Feedback-Teil des Coachings oder den reinen Assessment- oder Unterstützungsteil. Wir gehen über das hinaus, was selbst bei einem normalen Coaching-Engagement als Teil des Engagements angesehen werden könnte.“ (C2_19:24)

Der Coaching-Ansatz von LeaderAmp umfasst mehr als das direkte 1:1-Gespräch zwischen Coach und Coachee. Erstens konzentriert sich der Ansatz bewusst auf messbare Ziele und messbare Fortschritte. Der Coach-Coachee-Beziehung geht ein adaptives Assessment voraus, in der ermittelt wird, welche Ziele für den Coachee geeignet sein könnten. Die Ziele, die sich aus dem Assessment ergeben, können während der gesamten Beziehung aufgegriffen und nachverfolgt werden. Die Messmethode entspricht einem Ansatz aus der Metrologie, nämlich der Rasch-Messung, anstelle der klassischen Testtheorie (CTT) oder einer fehlenden Messung (Barney, Madigan, Riley & Goebel, 2019, S. 2). Da die Assessments auch Hinweise auf den Leistungsstand der Person in ihren Zielen liefern, können die Coaches und KI-Algorithmen präzisere Massnahmenvorschläge machen. LeaderAmp bezeichnet diesen Ansatz als Arbeiten und Lernen in der so genannten Goldlöckchen-Zone (Barney et al., 2019, S. 10). Zweitens setzt die LeaderAmp-Philosophie auch auf Emotionen, die für den Lernfortschritt der Coachees wesentlich sind. LeaderAmps Lösung beinhaltet einen expressiven Schreibansatz (C2_19:36). Die Coachees werden ermutigt, ihre Gedanken und Fortschritte zusätzlich zu den 1:1-Sitzungen mit den Coaches in einem Tagebuch festzuhalten (C2_19:36). Drittens bezieht LeaderAmp bewusst das Umfeld des Coachees mit ein und ist davon überzeugt, dass die Einbeziehung von Stakeholdern im Umfeld des Lernenden, wie z.

B. des Managers, eines Mentors oder von Gleichaltrigen, entwicklungsfördernd sein kann (C2_19:25). Darüber hinaus verwendet CoachNet Dashboards für Coaches und HRD, um die Auswirkungen von Coaching-Engagements zu verfolgen, sie zu verwalten und Risiken zu mindern. Die meisten der oben erwähnten Aspekte werden durch KI unterstützt.

Wichtigste Funktionalitäten

Die wichtigsten Funktionalitäten von LeaderAmp sind: Adaptive Assessment, Journaling mit EmotionMetric-KI, eCoaching, Time Trial, Nurture Notes und der sich noch in Entwicklung befindende Instant AI Persuasion Coach/Just-in-Time Coach Simulator. Sie werden nachfolgend einzeln beschrieben.

Adaptive Assessment: Ein adaptive Assessment erhebt Daten so genau wie möglich und hält den Prozess der Datenerhebung so kurz wie möglich. Im Falle von LeaderAmp wurde eine umfangreiche Datenbank mit Assessment-Fragen entwickelt, die ständig weiterentwickelt wird. Die Bewertung beginnt mit grundlegenden Fragen und fährt mit den aussagekräftigsten Fragen fort, bis die notwendigen Informationen über den Coachee gesammelt wurden. Die folgenden Fragen sind von zentraler Bedeutung: Welches sind die relevanten Themen für diese Person? Welches ist der angemessene Schwierigkeitsgrad pro Thema? Je nach Profil des Coachees kann das Assessment mehr oder weniger Zeit in Anspruch nehmen. Ziel ist es, die genaue Lage aller 18 Dimensionen des Coachees auf einem Lineal zu bestimmen (Barney et al., 2019, S. 27). Durch die exakte Messung ist es plausibel, auch kleine Verbesserungen des Coachees im anschließenden Coachingprozess abzubilden (Barney et al., 2019, S. 29). Neben der umfangreichen Anzahl von Frage-Items enthält die Datenbank auch viele Coaching-Vorschläge. Nach dem Assessment entscheiden die Coachees in der Regel, auf welche Themen sie sich konzentrieren wollen. Der Coaching-Ansatz von LeaderAmp empfiehlt jeweils ein oder zwei Themen. Abhängig von dieser Auswahl und dem im Assessment ermittelten Schwierigkeitsgrad erhalten die Coachees massgeschneiderte Coaching-Empfehlungen für die Arbeit an ihren Zielen. Die Vorschläge sind vielfältig, z.B. welche Gespräche geführt werden können, was reflektiert und aufgeschrieben werden kann und viele weitere Coaching-Empfehlungen. Der Schwierigkeitsgrad ist immer mit der Bewertung verknüpft.

„Die Idee ist also, dass die Coaching-Vorschläge nicht zu schwierig und nicht zu einfach sind, wenn man auf dem Weg ist. Das ist das Wichtigste, was diese Art von KI leistet.“ (C3_24:30)

Nach einiger Zeit kann das Assessment wiederholt werden. In diesem Fall wird nur das bewertet, worauf sich der Coachee gerade konzentriert. Die Rasch-Methode misst diesen Fortschritt genau. Sie stammt aus der Messtechnik und zielt darauf ab, die Grösse einer quantitativen Variable in ein lineares Verhältnis zu bringen, indem nur eine Sache auf einmal gemessen wird (Barney et al., 2019, S. 9).

„Dieser Ansatz ermöglicht ein viel effizienteres Assessment und die Verwendung von weniger Fragen, da wir Fragen überspringen können, die für eine bestimmte Person eindeutig zu schwer oder zu leicht sind. Wir können einfach die Fähigkeiten einer Person mit dem Schwierigkeitsgrad einer Frage vergleichen, um die Wahrscheinlichkeit abzuschätzen, dass sie ein bestimmtes Verhalten ausführen oder nördlich oder südlich dieser Position auf dem 'Lineal' eingestuft werden würde.“ (eigene Übersetzung; Barney & Madigan, 2019, S. 9)



Abbildung 58: Messlineal nach Rasch
(Abbildung basiert auf Barney et al., 2019, S. 9)

Journaling mit EmotionMetric-KI in einem cloudbasierten und teilbaren Entwicklungsjournal: LeaderAmp verwendet Journaling in seinem Coaching-Ansatz. Die Coachees werden ermutigt, zwischen den Coaching-Sitzungen unter anderem ihre Gedanken, Erfahrungen und Fortschritte aufzuzeichnen. Diese Aufzeichnungen können per Texteingabe oder Sprache erfolgen und werden in einem digitalen Journal innerhalb der LeaderAmp-App festgehalten. Im zweiten Fall übersetzt eine Voice-to-Text-Technologie das Gesprochene in geschriebene Sprache und zeichnet die Aussagen auf (Barney & Madigan, 2018, S. 11–12). Die Voice-to-Text-Funktion ist eine von zwei Anwendungen von KI im Journaling, die andere ist die Analyse des Aufgezeichneten. LeaderAmp nennt diese Technologie EmotionMetric-KI. Es handelt sich um eine neue Form der psychometrischen Emotionsmessung (Barney & Madigan, 2019, S. 26). Der Algorithmus analysiert die Texte im Hinblick auf positive und negative Gefühle und die Intensität der ausgedrückten Emotionen (Barney & Madigan, 2019, S. 22; C3_24:30). Die Echtzeitüberwachung, Auswertung und Darstellung der Auswertungsergebnisse in einem Dashboard ermöglichen es dem Coach, kritische Situationen zu erkennen und entsprechend zu reagieren.

„Auf einen Blick können Coaches den Verlauf und die Trends von Emotionen sehen, Klienten mit Cloud-/Mobilnachrichten unterstützen und die nächste Live-Sitzung mit dem Klienten planen.“ (eigene Übersetzung; Barney & Madigan, 2019, S. 26)

In der Regel wird das Entwicklungsjournal privat zwischen dem Coachee und dem Coach geführt und kann bei Bedarf an andere Beteiligte oder andere Coaches weitergegeben werden (Barney & Madigan, 2019, S. 24). Das Führen von Journalen ist ein wichtiger Bestandteil des Coaching-Ansatzes von LeaderAmp:

„Menschen, die expressives Schreiben nutzen, um ihre Emotionen zu beschreiben, profitieren von einer Vielzahl von Ergebnissen, einschliesslich einer verbesserten Selbstregulierung, einem besseren Arbeitsgedächtnis und einem tieferen Verständnis dafür, wie Emotionen das Lernen beeinflussen.“ (eigene Übersetzung; Barney & Madigan, 2019, S. 24)

eCoaching: Das eCoaching wird zwischen den Mensch-zu-Mensch-Coachingsitzungen eingesetzt. Es handelt sich dabei um massgeschneiderte Aufforderungen, die der Coachee entsprechend seiner Ziele und seines Leistungsniveaus erhält. Die Prompts sorgen dafür, dass die Ergebnisse aus dem Assessment und die mit dem Coach besprochenen Massnahmen nicht in Vergessenheit geraten und proaktiv in den Arbeitsalltag einfließen. Sie geben Anregungen zur Veränderung von Verhaltensweisen am Arbeitsplatz (Barney et al., 2019, S. 27). Die KI sortiert diese Prompts nach den Zielen und dem Leistungsstand des Coachees und sendet Push-Nachrichten auf sein Smartphone. Der Coachee bestimmt, wie oft und wann er die von der KI ausgewählten Aufforderungen erhalten möchte. Die Aufforderungen selbst werden von Experten geschrieben, nicht von der KI (Barney & Madigan, 2018, S. 11). Das eCoaching kann auch als eigenständige reine KI-Coaching-Lösung eingesetzt werden. LeaderAmp nutzt die eCoaching-Funktionalität für so genannte Time Trials, um die Mitarbeitenden auszuwählen, die bereit und engagiert genug sind, um im nächsten Schritt menschliche Coaches zu erhalten.

Time Trial: Der Time Trial wurde erfunden, nachdem LeaderAmp Anfang 2014 feststellte, dass die meisten Menschen zwischen den Sitzungen nicht bewusst üben und es Zeit- und Ressourcenverschwendung ist, Menschen zu coachen, die es nicht ernst meinen. Laut LeaderAmp ist dies der Grund, warum das Coaching in den meisten Organisationen weitgehend suboptimiert ist. Der Time Trial wurde auch ins Leben gerufen, um Coaching als eine besondere Investition darzustellen, die nur diejenigen erhalten, die es ernst nehmen. Später erkannte LeaderAmp, dass es auch ein Weg ist, versteckte Talente (z.B. Frauen und Minderheiten) zu finden, die ein enormes Potenzial haben, aber in

grossen Organisationen wenig sichtbar sind und deren Potenzial daher für die Verantwortlichen nicht offensichtlich ist.

Nurture Notes: Nurture Notes ermöglichen die Unterstützung durch das soziale Umfeld des Coachees (Barney & Madigan, 2018, S. 12). Sie tragen dazu bei, ein unterstützendes Umfeld für den Coachee zu schaffen (Barney et al., 2019, S. 27).

„Wohltuende Unterstützer können sich dafür entscheiden, künstlich intelligente E-Mails zu erhalten, in denen ihnen spezifische Massnahmen vorgeschlagen werden, die sie ergreifen können, um die Ziele eines bestimmten Kunden zu unterstützen, je nach dessen Kenntnisstand.“ (eigene Übersetzung; Barney & Madigan, 2018, S. 12)

Die folgende Abbildung zeigt, wie eine Original-Nurture Note aussieht.

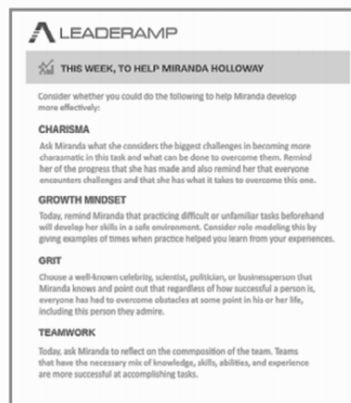


Abbildung 59: Beispiel einer Nurture Note

(Abbildung basiert auf Barney, Madigan, Goparaju & Goebel, 2020, S. 22)

Empfänger von Nurture Notes können Gleichaltrige, Mentoren, Freunde oder sogar die Familie sein. (Barney et al., 2019, S. 30). Nurture Notes ähneln in ihrer Struktur den eCoaching Prompts, unterscheiden sich aber insofern, als sie verschiedene Akteure auffordern, den Coachee zu kontaktieren und entsprechende Massnahmen oder Vorschläge zu ergreifen. Damit verhilft die KI, die Unterstützung des Coachees durch sein Umfeld zu personalisieren, mit dem Zweck, seine Entwicklung zu fördern (Barney & Madigan, 2018, S. 12).

„In gewisser Weise liegen die Nurture Notes zwischen KI-generiertem eCoaching und persönlichen Interaktionen mit einem Coach. Sie sind immer noch von der KI kalibriert und zielgerichtet, aber sie enthalten persönliche Elemente und berufen sich auf Verpflichtungen gegenüber denjenigen Menschen, die für den Coachee und dessen Erfolg am wichtigsten sind.“ (eigene Übersetzung; Barney et al., 2019, S. 30)

Instant AI Persuasion Coach/Just-in-Time Coach Simulator: Dieses Produkt befindet sich noch in der Entwicklung und ist noch nicht in der Praxis eingeführt worden. Der

Instant Persuasion Coach ist eine Chatbot-App, die Gesprächssituationen simuliert und Feedback zu den Formulierungen des Lernenden gibt. Er basiert auf den sieben Prinzipien der Persuasion von Dr. Robert Cialdini, einem emeritierten Regents-Professor für Marketing und Psychologie. Barney und Madigan (2018) beschreiben die Hauptmerkmale wie folgt:

„Kunden können einem KI-Chatbot einfach in natürlicher Sprache mitteilen, wie sie in einer bevorstehenden Situation überzeugend sein wollen oder wie sie in einer vergangenen Situation versucht haben, überzeugend zu sein. Der Instant Persuasion Coach ist so programmiert, dass er diese Informationen aufnimmt und dem Kunden erklärt, wie gut er die Überzeugungsprinzipien von Cialdini angewendet hat. Er wird ihm sogar sagen, wie er sich verbessern kann. Indem Kunden, die ihre Überzeugungskraft verbessern wollen, zunächst mit einem KI-Coach-Simulator in einer risikofreien Situation üben, können sie sofortiges Feedback erhalten und sich verbessern, bevor sie im wirklichen Leben anwenden.“ (eigene Übersetzung; S. 13)

LeaderAmp soll also einen sicheren Ort bieten, um überzeugende Fähigkeiten zu üben, bevor sie im wirklichen Leben angewendet werden (C2_19:41).

Der AI Persuasion Coach funktioniert bereits, aber nicht auf allen Ebenen der Überzeugung, da er nicht darauf trainiert ist, das gesamte Spektrum von hoher bis niedriger Überzeugung zu erkennen. Der Grund dafür ist die Suche nach den richtigen Daten zum Trainieren der Algorithmen (C3_24:30). Laut Interviewpartner C3 erzielt der Persuasion Coach aufgrund von Tausenden von Transkripten der unethischen Überzeugungskünste von CEOs, wie im Fall Enron, übermenschliche Ergebnisse auf niedrigen Persuasionsstufen. Es gibt jedoch nur wenige Daten über gute und grossartige Überzeugungsarbeit. LeaderAmp arbeitet mit Professor Cialdini zusammen, um solche Daten zusammen mit seinen Studenten zu generieren. Der KI-Überzeugungscoach wird erst dann auf den Markt kommen, wenn er richtig und besser funktioniert als ein menschlicher Coach (C3_19:41).

Nach der Beschreibung der Lösung ist der nächste Schritt die Beschreibung der damit verbundenen Benutzererfahrung.

Nutzungserlebnis

Die folgende Prozessabbildung in Tabelle 63 ist ein idealtypischer Prozess. Je nach Anliegen des Kunden kann auf den Time Trial verzichtet werden. Ein Time Trial ist eine Option, die LeaderAmp den Unternehmen empfiehlt. Je nach Unternehmen finden die Time Trials statt oder die Coachees werden anders ausgewählt.

Tabelle 63: Nutzungserlebnis mit LeaderAmp

(eigene Darstellung in Anlehnung an. Barney et al., 2019, S. 33–34; LeaderAmp Website, 2021b)

Schritte	Coachee	KI	Trainer
LeaderAmp-Zertifizierung zum Coach	-	-	Lernt, wie man LeaderAmp-Lösungen benutzt und wird zertifiziert
Klärung des Mandats mit einem Firmenkunden, entweder durch LeaderAmp oder durch den Coach	Er trifft sich mit dem Coach und informiert sich über den Coaching-Prozess, die Programmziele usw.	-	Besprechung verschiedener Aspekte mit dem Firmenkunden, wie z. B. die zu lösenden Geschäftsziele und mit oder ohne Time Trial
Grundlegendes Assessment und Festlegung von Prioritäten/Lernzielen für das Coaching	Nimmt am adaptiven Computerassessment teil und erhält die Ergebnisse	Computergestütztes adaptives Assessment, das die am besten geeigneten anfänglichen Entwicklungsziele für den Coachee identifiziert	-
Time Trial mit eCoaching	Nutzt die KI-basierte e-Coaching-Lösung von LeaderAmp, um seine Bereitschaft zur Selbstentwicklung zu demonstrieren und um Zugang zu wertvolleren Ressourcen wie Programmen, Schulungen und Coaches zu erhalten	Verteilen von e-Coaching-Aufforderungen	Findet heraus, wer am ehesten das Beste aus dem Coaching herausholen kann
Entscheidung, ob ein augmented Mensch-zu-Mensch-Coaching angemessen ist	-	Dashboard	Entscheidet gemeinsam mit dem Kunden (z.B. HRD) und auf Basis der eCoaching-Daten, ob der Coachee für ein Human-to-Human-Coaching mit KI-Unterstützung in Frage kommt
Coaching-Sitzung	Treffte sich online oder offline mit Coach	Bietet ein Dashboard mit Daten zu den Zielen, Fortschritten, Engagement	Trifft sich online oder offline mit dem Coachee; nutzt Daten, die von den verschiedenen KI-Funktionen bereitgestellt werden, um den Coaching-

		usw. der Coachees.	Prozess auszurichten, zu verbessern und den Fortschritt des Coachees zu verfolgen
Aktivitäten zwischen den Coaching-Sitzungen: Tagebuchführung	Schreibt oder diktiert Fortschritte und Reflexionen in das digitale und cloudbasierte Journal innerhalb der LeaderAmp-App	Emotion-Metric AI Verarbeitung natürlicher Sprache Adaptive Eingabeaufforderungen	Überwacht und unterstützt den Coachee bei der Aneignung von Fähigkeiten oder Verhaltensweisen, die zur Erreichung seiner Entwicklungsziele erforderlich sind. Er erhält Benachrichtigungen und Berichte über die Fortschritte und kritischen Vorfälle seiner Coachees. Zu den möglichen Handlungen des Coaches gehören folgende:
Aktivitäten zwischen den Coaching-Sitzungen: e-Coaching mit Prompts	Erhält Aufforderungen und Anstöße, die an die eigenen Entwicklungsziele und das eigene Niveau angepasst sind		
Aktivitäten zwischen den Coaching-Sitzungen: Nurture Notes	Erhält Aufmerksamkeit und Vorschläge von wohlwollenden Interessengruppen	Anpassungsfähige Anregungen für Stakeholder: Gleichaltrige, Freunde, Mitarbeitende, Mentoren und andere Wohlwollende erhalten konkrete Massnahmen, die sie umsetzen können, um einen Coachee zu unterstützen.	1. Anpassung der Coaching-Erwartungen, wenn der Coachee nicht über eine gesunde Mischung aus positiven und negativen Emotionen schreibt 2. Entscheiden, welche Informationen und Hinweise sie zur Vorbereitung auf ihre nächste Live- oder Video-Coaching-Sitzung besonders studieren wollen 3. Priorisierung von Coachees, die ein kurzes Lob oder einen Glückwunsch verdient haben 4. Entscheiden, welche Coachees ein kurzes Wort der Ermutigung oder

			des Mitgefühls brauchen 5. Analysieren, ob ein Coachee ein zu leichtes oder zu schweres Ziel oder eine zu schwere Übung gewählt hat
Verschiedene Schleifen	↺ ↻	↺ ↻	↺ ↻
Neubewertung/Messung	Nimmt eine weitere Bewertung/Assessment vor	Computer-basiertes adaptives Assessment: misst nur die Dimensionen neu, die für das Coaching relevant sind	Erhält die Messergebnisse, sieht Fortschritte oder Schwierigkeiten und bespricht sie mit dem Coachee
Wieder dasselbe Thema, neues Thema oder Beendigung des Coachings	-	-	Entscheidet gemeinsam mit dem Firmenkunden und dem Coachee, ob das Coaching verlängert oder beendet wird

Das beschriebene Nutzungserlebnis wird durch Technologie im Generellen und insbesondere durch KI ermöglicht. Die Erläuterung zu den wichtigsten technischen Komponenten folgt im kommenden Abschnitt.

Wichtigste technische Komponenten

Die wichtigsten KI-Funktionalitäten und das damit verbundene Nutzungserlebnis wurden bereits beschrieben. Es ist wichtig zu wissen, dass LeaderAmp bewusst mehrere KI-Techniken verwendet. Das Spektrum reicht von regelbasierten bis zu selbstlernenden Algorithmen. Der Ansatz von LeaderAmp besteht darin, die verschiedenen Vorteile der jeweiligen Arten von KI zu erschliessen (C2_19:2). Das Unternehmen bietet entsprechend hybride KI-basierte Systeme an. Laut dem CEO von LeaderAmp sind die ausgefeiltesten und neuesten Algorithmen dabei nicht immer die besten:

„Wir glauben im Allgemeinen nicht an reines maschinelles Lernen, an Deep Learning, weil wir wissen, wie es funktioniert.“ (C2_19:45)

In bestimmten Fällen wird Deep Learning jedoch als wertvoll erachtet. LeaderAmp nutzt Deep Learning für das Verstehen natürlicher Sprache, wie z. B. in seiner Journaling-Anwendung und dem Persuasion Coach.

„Unser Angebot macht sich die jüngsten technologischen Fortschritte in mehreren Bereichen zunutze. Einer davon ist die Entwicklung fortschrittlicher Deep-Learning-KI-Modelle, die menschliche Sprache mithilfe eines komplexen, mehrschichtigen Ansatzes interpretieren können, der von modernen neurowissenschaftlichen Modellen der menschlichen Kognition inspiriert ist. Deep-Learning-Modelle wiederum nutzen Word-embeddings, d. h. nuancierte Sprachmodelle, die von Informatikern in Unternehmen wie Google und Facebook anhand riesiger Textdatensätze (z. B. ganzes Wikipedia) erstellt werden.“ (eigene Übersetzung; Barney et al., 2019, S. 31–32)

Eine weitere moderne KI-Technik, die LeaderAmp verwendet, ist die Sentimentanalyse:

„Die KI kann damit etwas wie einen schriftlichen Tagebucheintrag oder eine E-Mail auswerten und erkennen, welche Emotionen vorhanden sind und in welcher Intensität sie ausgedrückt werden.“ (eigene Übersetzung; Barney & Madigan, 2019, S. 22)

Abbildung 60 und Abbildung 61 zeigen die Coach-Ansicht der Sentimentanalyse:

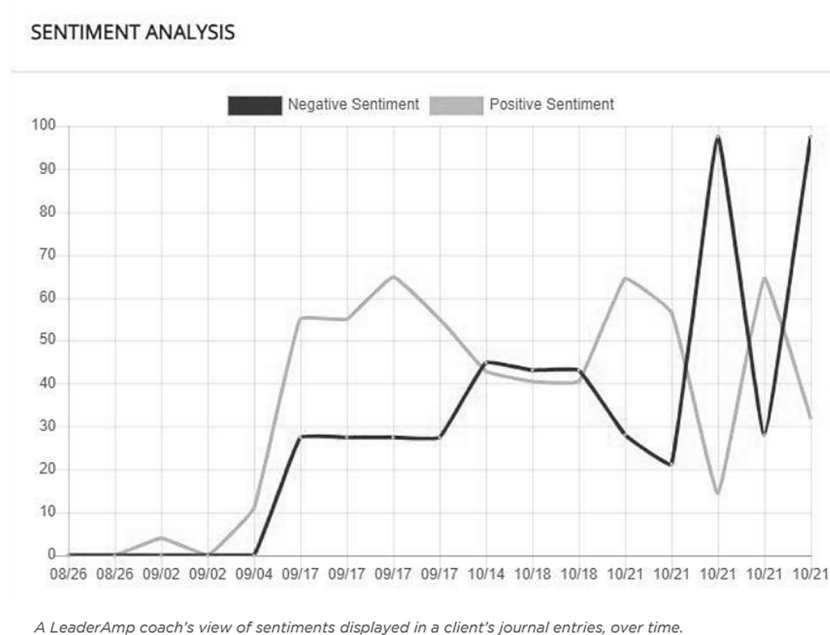


Abbildung 60: Sentimentanalyse

(eigene Darstellung in Anlehnung an Barney & Madigan, 2019, S. 26)



Abbildung 61: Journaleintrag mit Sentimentanalyse

(eigene Darstellung in Anlehnung an Barney & Madigan, 2019, S. 28)

Eine weitere KI-Anwendung, die in LeaderAmp zum Einsatz kommt, ist AutoRasch für verzerrungsfreie Messungen. Diese ist dazu da, Qualität zu überprüfen und Verzerrungen entgegenzuwirken. AutoRasch ist ein Hybrid aus ML und DL, der sicherstellt, dass sich der Algorithmus selbst passend verhält respektive die Ergebnisse genügend robust sind. AutoRasch kann die Genauigkeit und Präzision berechnen und erkennen, ob ein Ergebnis verzerrt ist. Die Anwendung hilft dabei, mögliche Ungereimtheiten aufzudecken und entsprechend Ergebnisse zu kennzeichnen, die nicht verwendet werden sollten. Es entspricht internationalen psychometrischen Standards. (Barney et al., 2019, 32, 36)

„Eine Sorge beim Einsatz von KI-Modellen ist, dass oft nicht transparent ist, wie das Modell Vorhersagen oder Entscheidungen generiert. Wenn KI-Modelle verwendet werden, um Entscheidungen über Mitarbeitende zu treffen, besteht oft die Sorge, dass eine bestimmte KI unfair oder voreingenommen sein könnte. Das zeigte sich zum Teil anhand mehrerer öffentlichkeitswirksamer Vorfälle, bei denen KI-Forschende Modelle entwickelt haben, die sich als rassistisch oder voreingenommen gegenüber gewissen Gruppen erwiesen haben.“ (eigene Übersetzung; Barney et al., 2019, S. 32)

Wie LeaderAmp das Risiko von Verzerrungen in seinen Anwendungen zusätzlich zu AutoRasch vermindert, wird in Abschnitt 'Entwicklungs- und Umsetzungsprozess' erläutert. Im nächsten Abschnitt liegt der Schwerpunkt auf den für die KI-basierte Lösung erforderlichen Daten.

Daten in den Lösungen von LeaderAmp

Je nach KI-Anwendung werden unterschiedliche Daten benötigt. LeaderAmp hat verschiedene Datensammlungs- und generierungsmethoden für verschiedene Arten von KI. Die EmotionMetric-KI analysiert Live-Daten, die von den Coachees während ihrer Journaling-Übungen eingegeben werden. Dadurch verändert sich diese Datenbank ständig.

Die Sammlung und Erstellung geeigneter Datenbanken sei ein wesentlicher und zeitaufwändiger Schritt. Als das aufwendigste Unterfangen von LeaderAmp wurde das adaptive Assessment bezeichnet. Um die KI in allen 18 Dimensionen und ihren verschiedenen Ebenen mit den Verknüpfungen zu den zugehörigen Vorschlägen zu trainieren, mussten Daten generiert werden. LeaderAmp stellte zu diesem Zweck Studierende ein und nutzte Amazon Mechanical Turk. Sie führten Umfragen und Bewertungen durch und halfen bei der Kalibrierung der Fragen und Verknüpfungen (C3_24:35). Dieser Prozess dauerte mehr als ein Jahr.

Im Falle des Persuasion Coachs greift die Lösung auf Daten zurück, die explizit zum Training der KI-Lösung verwendet werden, wie z. B. Transkripte von CEO-Gesprächen und von Studierenden aufgezeichnete Transkripte. Während es sich bei einigen Transkripten um historische Daten handelt, werden andere Daten ausdrücklich für die Anwendung erzeugt. Das Ziel dieser besonderen Anstrengung besteht vor allem darin, Ausnahmefälle abdecken zu können.

„Das Problem ist, dass die Basisrate für gute Überzeugungsarbeit (Persuasion) extrem niedrig ist. Selbst unter den CEOs, von denen ich Ihnen erzählt habe, ist fast keiner ein guter Überzeugungstäter, fast keiner. Wir haben also tonnenweise Daten über schlechte Überzeugungsarbeit oder lauwarme Überzeugungsarbeit. Wir haben fast keine richtig guten Daten. Es ist eine sehr schiefe Verteilung. Wir haben fast keine Daten über gute und grossartige Überzeugungsarbeit.“ (C2_19:41)

Um die Lücken für den Persuasion Coach zu schliessen, arbeitet LeaderAmp mit Professor Cialdini und seiner Klasse zusammen, um neue Datensätze zu den bisher fehlenden Ebenen guter und grosser Überzeugung zu erstellen (C2_19:41).

Nachdem die KI-basierten Lösungen von LeaderAmp beschrieben wurden, wird im nächsten Abschnitt die Fallanalyse im Hinblick auf die Forschungsfragen vorgestellt.

8.5.8 Fallanalyse

Im Folgenden werden wichtige Aspekte zur Beantwortung der Forschungsfragen analysiert und näher beschrieben.

Zweck und Entscheidungsfindung

Für CoachNet ging es bei der Entscheidung, die LeaderAmp-Lösung zu nutzen, nicht primär um KI. Vielmehr war die primäre Motivation das Versprechen von LeaderAmp, Coaching messbarer zu machen. Die Tatsache, dass die Lösung über KI-basierte Funktionen verfügte, war gemäss Interviewpartner C1 eher ein nettes Add-on. LeaderAmp hingegen hatte sich bewusst dafür entschieden, seine Lösung mit KI zu erweitern. Dennoch betonte ein Interviewpartner seitens LeaderAmp, dass die höchste Priorität des Unternehmens die Lösung humaner und organisationaler Probleme sei und der Einsatz 'cooler' Technologie ein Mittel zum Zweck sein sollte, jedoch nicht das primäre Ziel (C2_19:26). Die folgende Schlagzeile von Barney et al. (2020) unterstreicht den zugrunde liegenden Zweck, der verfolgt wurde:

„Neue Wissenschaft und Technologie nutzen, um die Chancen der Menschen auf eine Verbesserung drastisch zu erhöhen.“ (eigene Übersetzung; S. 10).

LeaderAmp strebt nach grösserer Wirkung und Qualität durch Coaching im organisatorischen Umfeld und gleichzeitig nach mehr Effizienz. Das Unternehmen befasst sich mit Themen, die LeaderAmp nach häufig Schwachpunkte im traditionellen Coaching sind: Messbarkeit, Unterstützung zwischen den Coachingsitzungen und Skalierbarkeit. Der Befragte beschrieb das Problem, das das Unternehmen für Unternehmen wie Facebook löst, wie folgt:

„Es gibt Resultate, die wir nicht hinbekommen, weil Teams oder Einzelpersonen nicht an der Stelle abgeholt werden, wo sie sein müssten. Wir sind besorgt darum, dass das traditionelle Coaching deswegen nicht so funktioniert, wie es sollte. Hier setzen wir an. Wir wollen die am besten zu coachenden Personen finden. Wir wollen High Potentials finden, die es wirklich ernst nehmen. Wir wollen das Risiko minimieren. Wir wollen sicherstellen, dass sich die Investition in Coaching auszahlt.“ (C2_19:51)

Bessere Messbarkeit des Fortschritts: Einer der Hauptbereiche, den LeaderAmp mit KI verbessern möchte, ist Präzision und Messbarkeit. Der Assessment- und Coachingprozess soll kürzer, präziser, weniger voreingenommen, erschwinglich, messbar und bequem werden (Barney et al., 2019, 6, 28). Die Messbarkeit soll helfen, eine grössere Wirkung zu erzielen und nachzuweisen. Vor allem für Unternehmen, die viel in

Coaching investieren, können die durch Coaching erzielten Fortschritte und der Return on Investment deutlicher dargestellt werden.

„Für Coaches und Trainer sind mangelhafte Assessmentinformationen problematisch. Es werden geeignete Messungen benötigt, um zu verstehen, wo die Lernenden beginnen, ob sie Fortschritte machen und wo sie landen. Am Ende der letzten Sitzung eines Coaches mit einem Coachee brauchen sie Messwerte, um zu beurteilen, ob der Klient seine Ziele erreicht hat. Dazu müssen sie häufige Fehler und falsche Annahmen über Messungen vermeiden.“ (eigene Übersetzung; Barney et al., 2019, S. 3)

Messbarkeit soll zudem Verzerrungen im Coaching-Prozess reduzieren. Darüber hinaus helfen verlässliche Messungen den Klienten, angemessenere Ziele zu setzen (Barney et al., 2019, S. 26). Das Ziel von LeaderAmp ist es, mit Hilfe von KI-basierten Assessments mehr auf den Punkt gebrachte Analysen und Berichte zu generieren, die nicht endlos lang, aber dennoch aussagekräftig und präzise sind. Kurzheit und Prägnanz tragen gemäss den Autoren auch dazu bei, dass die Ergebnisse besser im Gedächtnis bleiben (Barney et al., 2019, S. 27). Darüber hinaus helfen das anfängliche Assessment und die Metriken dabei, nachträglich zu messen, ob die Kunden ihre Ziele erreicht haben.

Näher an den Arbeitsalltag der Coachees herankommen, um mehr Wirkung zu erzielen: Eine weitere Motivation für KI im Coaching ist die Möglichkeit einer besseren Unterstützung zwischen den einzelnen Coaching-Sitzungen. „LeaderAmp nutzt KI, um die Beziehungen der Coaches in den Alltag der Klienten zu erweitern.“ (eigene Übersetzung; Barney & Madigan, 2019, S. 4). 1:1-Coachingsitzungen von Angesicht zu Angesicht, per Video oder Telefon reichen oft nicht aus, um Menschen dabei zu unterstützen, ihr Verhalten am Arbeitsplatz vollständig zu ändern und ihr volles Potenzial zu erreichen (Barney et al., 2020, S. 18). Nach Ansicht von Barney und Madigan (2018, S. 15) haben Coaches und L&D-Professionals ohne technische Unterstützung kaum eine Chance zu erfahren, was die Kund*innen zwischen den Sitzungen tun und wie sie in diesen Phasen begleitet werden können.

„Dies kann dazu führen, dass sich das Coaching wie eine einmalige Überprüfung anfühlt, anstatt den Coachees dabei zu helfen, regelmässige, effektive Praxisgewohnheiten und tief verwurzelte Einstellungen zu ihrer Entwicklung zu entwickeln.“ (eigene Übersetzung; Barney & Madigan, 2018, S. 15)

Insbesondere vielbeschäftigte Coachees setzen zwischen den Sitzungen wahrscheinlich andere Prioritäten und die Coaching-Ziele würden vergessen oder neu priorisiert werden, was zu einem Verlust an Effektivität und Effizienz führt. Ein weiteres Problem, das mit der fehlenden Unterstützung zwischen den Sitzungen zusammenhängt, ist die Zeit,

die in den Live-Sitzungen damit verbracht wird, den Rückstand aufzuholen, anstatt die vorwärtsgerichteten Verbesserungsmöglichkeiten zu besprechen (Barney & Madigan, 2018, S. 15). Ausserdem besteht die grosse Gefahr, zwischen Sitzungen in alte Verhaltensmuster zurückzufallen:

„Selbst wenn das Coaching effektiv war, fiel es den Führungskräften leicht, in alte Arbeitsweisen zurückzufallen, sobald das Coaching vorbei war.“ (eigene Übersetzung; Barney et al., 2020, S. 12)

Die Möglichkeit des Einsatzes von KI zur Begleitung von Coachingsitzungen und zur Bewertung von Aktivitäten, wie z. B. mit EmotionMetric KI, erlaubt es Coaches, ihre Coachees im Auge zu behalten und sie im richtigen Moment anzustupsen, sich mit ihnen zu besprechen und ihnen effektiven Input zu geben.

„Informationen können für Coaches sehr nützlich sein, wenn sie zwischen Live-Sitzungen bei ihren Coachees vorbeischaun und die EmotionMetric-Ergebnisse nutzen, um weitere Nachforschungen anzustellen oder Klienten, die starke emotionale Reaktionen zeigen, zu priorisieren. Manchmal ist eine spontane Nachricht oder ein spontanes Lob genau das, was die Coachees in diesem Moment brauchen, und die Coaches hätten ohne die KI-Unterstützung nicht gewusst, dass sie es anbieten sollten.“ (eigene Übersetzung; Barney & Madigan, 2019, S. 26)

Ohne Technologie gäbe es also viel weniger Coachees, die gleichzeitig enge Unterstützung erhalten könnten (Barney & Madigan, 2019).

Skalierung von Coaching: Ein weiterer Grund für LeaderAmp, in KI zu investieren, ist die Frage der Skalierung. „Coaching ist eine der effektivsten Strategien zur Entwicklung von Mitarbeitenden und wird von vielen, die es in Anspruch nehmen, als Vorteil angesehen. Die Kosten für Coaches haben jedoch in der Regel dazu geführt, dass sie nur von besonders kritischen Mitgliedern einer Organisation wie C-Suite-Führungskräften und High-Potential-Leadern in Anspruch genommen werden. Ausserdem können selbst erfahrene Coaches nicht ständig für ihre Kund*innen verfügbar sein.“ (eigene Übersetzung; Barney et al., 2019, S. 31)

LeaderAmp schafft durch die KI-basierte Lösung eine grössere Skalierung, reizt diese jedoch nicht aus. Der augmented Coaching-Ansatz setzt weiterhin auf die Beibehaltung des menschlichen Beitrags. LeaderAmp zielt bewusst nicht auf die grösstmögliche Skalierung, die einen menschlichen Coach vollständig ersetzen und jedem Menschen seinen eigenen, vollständig KI-basierten Coach zur Verfügung stellen würde. Sie personalisieren einige Merkmale ihres Coaching-Ansatzes jedoch massiv, z. B. durch Nurture Notes oder eCoaching (Barney & Madigan, 2018, S. 12) und skalieren beispielsweise beim

Time Trial besonders, um die erfolgsversprechendsten Kandidat*innen für ein menschliches Coaching zu identifizieren.

Ein sicherer Ort zum Üben: In Anlehnung an die Idee eines Flugsimulators, in dem neue Fähigkeiten ohne Risiko geübt werden können, entwickelt LeaderAmp KI-basierte Trainingssysteme. Die Idee ihres Produkts ist es, Menschen einen sicheren Ort zu geben, an dem sie ihre Überzeugungsfähigkeiten üben können, bevor sie sie im echten Leben anwenden (C2_19:41).

Wie bereits angedeutet, war der KI-Aspekt für CoachNet zunächst ein nettes Add-on, aber er war nicht der Grund, warum sie sich für LeaderAmp als Plattform entschieden hatten. LeaderAmp hingegen hatte grosse Hoffnungen, dass KI das Potenzial hat, bestehende Probleme im traditionellen Coaching effektiver lösen zu können, und investierte daher bewusst in solche Technologien. Mittlerweile sind KI-Technologien mehr als nur ein nettes Add-on für CoachNet (C1_18:1). CoachNet ist mittlerweile von der Wirkung der KI-basierten Funktionalitäten überzeugt und unterstützt LeaderAmp bewusst bei der weiteren Produktentwicklung. Das Ziel der Zusammenarbeit ist es, Coaching grundlegend effektiver zu machen.

Im folgenden Abschnitt wird der Entwicklungs- und Umsetzungsprozess vorgestellt.

Entwicklungs- und Umsetzungsprozess

LeaderAmp unterscheidet bei der Entwicklung seiner KI-basierten Lösungen zwischen drei Phasen: der Forschungs- & Entwicklungsphase (F&E-Phase), der Bereitstellungsphase und der Phase der Qualitätsverbesserung. Darüber hinaus werden Coaches, die mit der Lösung von LeaderAmp arbeiten möchten, geschult, zertifiziert und kontinuierlich unterstützt. Dieser Abschnitt enthält zuerst die Perspektive von LeaderAmp und danach diejenige von CoachNet.

Die Perspektive von LeaderAmp:

Die drei Phasen wurden wie folgt beschrieben:

- 1) *F&E-Phase*: In dieser Phase geht es darum, den Anwendungsfall oder das zu lösende Geschäftsproblem zu ermitteln, ein wissenschaftlich fundiertes Modell zu entwickeln, die erforderlichen Daten zu sammeln und zu erstellen und den Algorithmus zu trainieren.
- 2) *Bereitstellungsphase*: Sobald der Prototyp der Lösung fertiggestellt ist, installiert LeaderAmp verschiedene Sicherheits-, Datenintegritäts- und Backup-Prozesse, um sicherzustellen, dass die Lösungen regelmässig auf die Qualität der KI sowie den Datenschutz und die Datensicherheit geprüft werden. LeaderAmp ist ISO 27001-zertifiziert.
- 3) *Phase der Qualitätsverbesserung*: Nach der Markteinführung aktualisiert LeaderAmp seine Lösungen regelmässig, damit die Algorithmen besser werden oder mehr Daten zur Verfügung stehen. Als Quelle für Ideen zur Verbesserung des Systems achtet LeaderAmp auf das Feedback der Kund*innen. Die Aktualisierung wurde als eine gelegentliche Aktivität beschrieben und erfolgt nicht systematisch oder in Echtzeit. Das Risiko, durch Verbesserungen in Echtzeit neue Verzerrungen zu erzeugen, wird als zu hoch eingeschätzt (C2_19:48).

Der folgende Auszug aus Barney et al. (2019) bietet weitere Einblicke in die risikomindernden und entlastenden Techniken von LeaderAmp:

„Wir beginnen damit, das Konstrukt abzubilden, das wir messen und entwickeln wollen, und schreiben Fragen und entwickeln Algorithmen für jede Markierung des Lineals, das wir erstellen. Wir führen Studien durch, um unsere KI zu trainieren und zu kalibrieren, und verwerfen Fragen oder Algorithmen, die voreingenommen sind. Wir gehen sogar noch einen Schritt weiter. Wir verfügen über eine weitere Form der KI namens Auto-Rasch, die automatisch die erforderlichen Analysen durchführt, um sicherzustellen, dass die Messungen fair, genau und präzise sind, bevor die neuen Messdaten an den Kunden weitergegeben werden.“ (eigene Übersetzung; S. 32)

Die vorangegangenen Beschreibungen zeigen den Produktentwicklungsprozess von LeaderAmp. Der folgende Text beschreibt, wie ein Coach mit der Lösung bekannt gemacht wird und sie anwendet.

Die Perspektive eines Coaches/CoachNet:

Bevor ein Coach LeaderAmp in seiner Praxis nutzen kann, muss er von LeaderAmp für die Nutzung der KI-basierten Plattform zertifiziert werden. Dieser Zertifizierungsprozess wurde wie folgt beschrieben (C3_24:9):

- Self-Paced-Training mit Videos und Tutorials über die Wissenschaft und Technologie von LeaderAmp, die Funktionsweise der KI, den Coaching-Ansatz von LeaderAmp und die 18 Dimensionen der Effektivität von Führungskräften, die die Grundlage der Lösung von LeaderAmp bilden. LeaderAmp schult die Coaches auch im Hinblick auf die Erfahrungen, die ihre Kunden machen werden, und stellt ihnen Dokumente zur Verfügung, die ihnen helfen, ihren Kunden zu erklären, wie die Nutzung der LeaderAmp-Plattform ablaufen wird.
- Die Trainer müssen Quizfragen zu allen Inhalten beantworten und bestehen.
- Es werden zwei einstündige Online-Sitzungen mit dem Produktverantwortlichen von LeaderAmp abgehalten, bei denen Fragen und Antworten gestellt und zusätzliche Informationen gegeben werden.
- Nach der Zertifizierung und der Nutzung der LeaderAmp-Plattform werden die Coaches über Änderungen in E-Mails mit kurzen Videos über neue Funktionen informiert. Für einige Partner bietet LeaderAmp auch Webinare an, um sie durch die neuen Funktionen zu führen.
- LeaderAmp bietet auch technische Fehlerbehebung und fortlaufende Unterstützung durch einen Kundendienst an, um das Beste aus der Plattform herauszuholen.

Trotz der Zertifizierung und des damit erworbenen Fachwissens beschrieb der Coach den Start als holprig:

„Die Integration war schwieriger als ich erwartet hatte.“ (C1_18:25)

Er brauchte drei Versuche mit verschiedenen Gruppen von Coachees, um den Mehrwert der KI-basierten Teile der Lösung zu verstehen. Der Grund dafür war gemäss de eigenen Aussagen des Interviewpartners seine anfängliche Unfähigkeit zu verstehen, was die Algorithmen lieferten. Obwohl die Schulung von LeaderAmp solche Aspekte abdeckte und darauf vorbereitete, unterschätzte der Coach diesen Teil (C1_18:4). Die tägliche

Nutzung der KI-Teile war anspruchsvoller und intensiver, als er ursprünglich erwartet hatte (C1_18:25):

„Die LeaderAmp-Komponenten eCoaching mit Journaling und die EmotionMetric KI werteten aus, was meine Kunden ausserhalb des Coaching-Gesprächs eingaben. Ich hatte nicht wirklich verstanden, was dies bedeutete oder wie ich es ideal verwenden konnte. Ich hatte LeaderAmp zwar genutzt, aber ich hatte nicht den maximalen Nutzen ziehen können.“ (C1_18:3)

Er versuchte in den zweiten Runde bewusst, den Mehrwert der Sentimentanalyse besser zu verstehen und wie er diese zusätzliche Informationsquelle stärker in seine Coaching-Praxis integrieren konnte.

Erst in der dritten Runde mit neuen Coachees, etwa neun Coaching-Einsätze später, zeigte sich ihm jedoch der gesamte Mehrwert:

„Schliesslich heirateten die zusätzlichen Informationsquellen, die während der Coaching-Beziehung entstehen, in meinem Kopf. Die Erkenntnisse aus dem LeaderAmp-Assessmentprozess und der KI gaben ein spezifisches und klares Ziel vor. Dadurch konnten wir unsere Praxis, Energie und Anstrengung auf die Coaching-Beziehung und die zentralen Aspekte konzentrieren. Anstelle eines grossen WARUM-Ziels [sehr weit gefasst] konnte das Ziel viel enger gefasst werden. Es traf genau den Kern dessen, womit der Coachee zu ringen hatte. Und das passiert jetzt jedes Mal. Jetzt, wo ich herausgefunden habe, wie ich die laufende Unterstützung, die laufenden Informationen und die aussagekräftigen Daten, die uns das adaptive Assessment bei LeaderAmp liefert, miteinander verbinden kann, ist das Ziel jeweils viel enger gesteckt und der Coaching-Prozess wirkungsvoller.“ (C1_18:7)

Der Coach wurde durch die Begeisterung seiner Coachees motiviert, weiter in das Verständnis und die Nutzung der KI-basierten Teile von LeaderAmp zu investieren:

„Mir ist aufgefallen, wie begeistert die meisten meiner Kund*innen von der KI-Plattform waren, von der Plattform im Allgemeinen und der KI im Besonderen. Es herrschte eine enorme Begeisterung. Weil es hilfreich war.“ (C1_18:20)

In der Schilderung des Trainers wurde deutlich, dass er den Nutzen der KI-basierten Lösung unterschätzt hatte, aber je länger er sich damit beschäftigte, desto positiver wurde das Feedback der Kunden und desto mehr konnte er die Vorteile erkennen. Die Erläuterungen zeigen, dass es Zeit und einen neuen Weg braucht, um das Beste aus den Algorithmen herauszuholen. Was dem Coach half, mehr Erfahrung und Wissen über die ideale Nutzung von LeaderAmp zu erlangen, war die Verfügbarkeit von LeaderAmp zur

Beantwortung seiner Fragen. Als weitere wichtige Quelle wurden die Coaching-Zirkel genannt, in denen Erfahrungen ausgetauscht und gemeinsam reflektiert werden. Dieser Austausch mit anderen Coaches über die Nutzung von LeaderAmp hilft dem Coach weiter, um noch weiter voranzukommen und die richtigen Fragen an LeaderAmp zu stellen (C1_18:19). Der Coach ist für die Kommunikation und Information der Coachees verantwortlich und spielt somit eine wesentliche Rolle bei der Schaffung von Akzeptanz für die KI-basierten Anteile der Coaching-Leistung.

Im nächsten Teil dieser Fallstudie werden Aussagen aus den Interviews und Dokumenten gezielt und detailliert untersucht, um Hinweise auf Erfolgsfaktoren zu erhalten, die im Rahmen des Entwicklungs-, Einführungs- und erfolgreichen Adoptionsprozesses von LeaderAmp eine Rolle spielten.

Erfolgsfaktoren

Verschiedene Faktoren können eine KI-basierte Lösung – in diesem Falle eine augmented Coaching-Lösung - zum Erfolg führen. Tabelle 64 listet alle identifizierten Faktoren in dieser Fallstudie auf. Die verschiedenen Erfolgsfaktoren sind im Hinblick auf den soziotechnischen Rahmen strukturiert. Das Ignorieren oder der unzureichende Umgang mit einem Erfolgsfaktor kann dazu führen, dass dieser zu einem Hindernis wird. Die Erfolgsfaktoren sind nicht immer abgrenzbar und weisen Interdependenzen auf. Dennoch werden einzelne Faktoren vorgestellt, um die Erkenntnisse aus dem Datenmaterial zu verdeutlichen. Die Reihenfolge der Nennung der Faktoren hat keine besondere Aussagekraft.

Tabelle 64: 23 Erfolgsfaktoren für die Einführung von LeaderAmp@CoachNet
(eigene Darstellung)

Akteur*innen/Actors	Aufgabe/Task
– Nur zertifizierte Trainer*innen – Erwartungsmanagement – Interesse und Glaube an die Messbarkeit – Auswahlprozess – Kontinuierliche, bedarfsorientierte Unterstützung des Coaches durch den Anbieter: – Proaktive Kommunikation über Ängste und Vorurteile – Reflexionszirkel von Coaches – Von der obersten Führungsebene gesponsert – Sich Zeit nehmen, um die KI-Lösung in die eigene Coaching-Routine zu integrieren – Technisches Verständnis der Nutzer*innen – Vertrauen in die Lösung	– Angemessene Sprache – Business first, tech second – Kontrolle von Bias – Multidisziplinäre und multikulturelle Ansätze in der KI-Entwicklung – Solide, wissenschaftlich untermauerte Modelle – Transparenz über KI während des Coaching-Prozesses – Benutzererfahrung und Benutzerfreundlichkeit

Strukturen/Structures	Technologie/Technology
– Wahlfreiheit und nur erlaubtes Tracking	– Beschaffung von guten Daten – Verschiedene Methoden der Dateneingabe – Einfacher Zugang auf mehreren Geräten – Hybride KI

Die Befragten betonten einige Erfolgsfaktoren in besonderer Weise. Die wichtigsten Erfolgsfaktoren waren die Kontrolle der Qualität der Daten und Algorithmen sowie die kontinuierliche, bedarfsgerechte Unterstützung der Coaches durch den Anbieter. Darüber hinaus wurde die Unterstützung durch das Top-Management als entscheidend eingeschätzt und auch die Kommunikation sowie Transparenz darüber, was der Anteil der KI ist. Eine ausreichende Menge an wertvollen Daten und die technische Versiertheit der Nutzer*innen schienen die grössten Herausforderungen zu sein.

Im Folgenden werden alle ermittelten Erfolgsfaktoren einzeln beschrieben. Sie beziehen sich auf unterschiedliche Akteur*innen. Manchmal gelten die Erfolgsfaktoren speziell für den Coach oder den Coachee, manchmal eher für den Anbieter. Die Erfolgsfaktoren sind auf der Grundlage des soziotechnischen Rahmens angeordnet. In den Textboxen sind die wichtigsten Abhängigkeiten hervorgehoben, um die enge Verbindung zwischen den verschiedenen Erfolgsfaktoren zu verdeutlichen.

AKTEUR*INNEN

Nur zertifizierte Trainer*innen: LeaderAmp lässt nur von LeaderAmp ausgebildete und zertifizierte Coaches mit seiner Lösung arbeiten. LeaderAmp hat erkannt, dass Schulungen unerlässlich sind, da sonst der Mehrwert der KI-Lösung von den Coaches weder verstanden noch realisiert werden kann. LeaderAmp verlangte anfangs keine Zertifizierungen und musste feststellen, dass die Coaches das System zu wenig nutzten. Die Befähigung der Coaches in Bezug auf technologische Aspekte sowie den einzigartigen Paradigmenwechsel des LeaderAmp-Ansatzes wurde als wesentlicher Erfolgsfaktor identifiziert. Diese Qualitätssicherungsmaßnahme ist auch deshalb so wichtig, weil die Coaches mit den Coachees und anderen Stakeholdern kommunizieren und LeaderAmp repräsentieren. „Wir verlassen uns darauf, dass die Coaches ihre Beziehungen zu ihren Kunden pflegen“ (C3_24:16).

Kategorie: Akteur*innen

Direkte Abhängigkeiten:

- Erwartungsmanagement
- Transparenz über KI während des Coaching-Prozesses

Erwartungsmanagement: „Ich glaube, einige Leute haben immer noch unangemessene Erwartungen daran, wie intelligent KI sein kann“ (C3_24:28). Übertriebene Erwartungen führen zu Enttäuschungen. Ein konkretes Beispiel ist die Erwartung, dass KI personalisierte Vorschläge machen kann, z. B. wen ein Coachee wann kontaktieren sollte. Eine solche Individualisierung ist unmöglich, weil die KI-Lösung das Netzwerk und den Kalender einer Person nicht kennt. Es gilt also, die Vorteile aber auch Grenzen der KI-basierten Lösung möglichst adäquat zu kommunizieren.

Kategorie: Akteur*innen

Direkte Abhängigkeiten:

- Nur zertifizierte Trainer*innen
- Proaktive Kommunikation über Ängste und Vorurteile
- Transparenz über KI während des Coaching-Prozesses

Interesse und Glaube an die Messbarkeit: „Wenn die Coaches das Beste daraus machen wollen, müssen sie Dinge wie die Beurteilung und die Messung der Fähigkeiten einer Person in diesem Bereich zu schätzen wissen“ (C3_24:8). LeaderAmp stellte jedoch einen Mangel an Kompetenzen der Coaches in Bezug auf Assessment und Messung fest (C1_18:26). Ihr augmented Coaching-Ansatz ist ein Paradigma, das nicht in allen Coaching-Ansätzen gleich weit verbreitet ist. Daher ist es auch wichtig, die Coaches entsprechend auszuwählen und zu befähigen.

Kategorie: Akteur*innen

Direkte Abhängigkeiten:

- Nur zertifizierte Trainer*innen
- Solide, wissenschaftlich untermauerte Modelle

Auswahlprozess: „Bewusstes Üben ist entscheidend für die Entwicklung von Expertise“ (eigene Übersetzung; Barney et al., 2019, S. 36). LeaderAmp glaubt an die besondere Bedeutung von Engagement und Motivation für einen erfolgreichen Coaching-Prozess. „Nicht jeder ist motiviert, auch bei regelmässigem menschlichem Coaching, dieses richtig umzusetzen“ (C2_19:60). Daher raten sie nicht zu einer grundsätzlichen breiten Skalierung von Coaching, sondern zu einer gezielten Investition in Personen, die Bereitschaft und Engagement zur Weiterentwicklung zeigen. LeaderAmp strebt langfristige Beziehungen an und möchte nicht, dass die Kunden sich darüber ärgern, dass sich die Mitarbeitenden nicht verbessert haben. Laut LeaderAmp ist dies sehr wahrscheinlich, denn es sei erwiesen, dass sich Menschen nur durch absichtliches, konzertiertes und zielgerichtetes Üben verbessern können. Unmotivierte Menschen werden KI-Coaching als ‘Spam’ empfinden und sich nicht verbessern. Aus diesem Grund positioniert sich LeaderAmp bewusst gegen den Ansatz, jeden mit Technik zu coachen. Um Personen herauszufiltern, die besonders vielversprechende Coachees sind, empfiehlt LeaderAmp einen Time Trial.

Kategorie: Akteur*innen

Direkte Abhängigkeiten:

- Erwartungsmanagement

„Eine Möglichkeit, wie Unternehmen wie Infosys ihr Risiko, dass Einzelpersonen das Coaching nicht in vollem Umfang nutzen, reduziert haben, ist ein Time Trial. Time Trials helfen dabei, jene Personen zu herauszufiltern, die nicht bereit sind zu üben. So können zusätzliche Coaching-Investitionen exklusiv denjenigen Personen zugekommen lassen werden, die zeigen, dass sie in der Lage und bereit sind, augmented Coaching auf ihre Ziele anzuwenden.“ (eigene Übersetzung; Barney et al., 2020, S. 13)

Der Time Trial ist ein reines KI-basiertes Angebot und dauert normalerweise drei bis vier Wochen. Diejenigen, die ihn erfolgreich bestehen, erhalten ein menschliches Coaching, das weiterhin durch KI unterstützt wird. Diese Art der Auswahl hat den Vorteil, dass man mehr Beweise für das Engagement und Hinweise auf einen Coaching-Erfolg eines Coaching-Kandidaten hat:

„Wenn jemand dieses Mal beim Time Trial nicht reüssiert hat, können wir rückfragen: Warum geben Sie dem keine Priorität? Ihre Mitstreiter*innen räumen dem mehr Priorität ein. Wir haben nur begrenzte Ressourcen. Das ist eine etwas elegantere Art, die Leute abzulehnen und die Ressourcenbeschränkungen des Unternehmens zu respektieren.“ (C2_19:60)

Kontinuierliche, bedarfsorientierte Unterstützung des Coaches durch den Anbieter:

Der kontinuierliche Support war aus Sicht des Coaches ein kritischer Erfolgsfaktor. Die Möglichkeit, sich bei technischen Problemen oder inhaltlichen Fragen an LeaderAmp zu wenden, hilft ihm bei seiner täglichen Arbeit. Gerade in der Anfangsphase half ihm dies, die ersten Hürden zu überwinden und die KI-Lösung im Laufe der Zeit immer besser zu nutzen. In diesem Fall hätte eine Schulung allein nicht ausgereicht, um den Mehrwert zu realisieren, wie der Coach selbst feststellte.

Kategorie: Akteur*innen

Direkte Abhängigkeiten:

-

Proaktive Kommunikation über Ängste und Vorurteile:

Laut LeaderAmp sind die Coaches selbst die sensibelste Partei, mit der man gut kommunizieren und die man ins Boot holen muss. Sie sehen die Coaches als die wichtigsten Stakeholder im Change Management.

Kategorie: Akteur*innen

Direkte Abhängigkeiten:

- Business first, tech second
- Nur zertifizierte Trainer*innen
- Erwartungsmanagement

„In der Regel sind es also nicht die Kunden, die dieses Problem haben. Es sind in der Regel die Coaches, die Angst um ihren Job haben.“ (C2_19:71)

LeaderAmp versucht, die wichtigsten Hindernisse durch proaktive Kommunikation zu beseitigen. Die Sorgen der Menschen (Coaches und Kund*innen/Coachees), die

angesprochen werden müssen, sind die folgenden: Werde ich überflüssig und verliere meinen Job? Was ist KI? Was bedeutet es, KI zu nutzen? Wer kann die Daten sehen? Was wird meine Führungskraft von all dem erfahren? (C2_19:54)

LeaderAmp stellt den Coaches Dokumente zur Verfügung, die ihnen helfen, ihren Kund*innen zu erklären, wie die Nutzung der LeaderAmp-Plattform abläuft und welche Themen sie proaktiv ansprechen sollen. Andere Bereiche, die Anlass zur Sorge geben und adressiert werden müssen, seien mögliche Bias und fehlende Erklärbarkeit. LeaderAmp muss viel Aufklärungsarbeit leisten, um Missverständnisse auszuräumen und zu zeigen, wie sie mit der Bias-Thematik umgehen.

Reflexionszirkel von Coaches: Wie kann ein Coach mit dem zusätzlichen Input und den Funktionen der KI umgehen? Laut dem befragten Coach sind Reflexionszirkel ein weiterer entscheidender Faktor für die Verbesserung der Nutzung der KI-basierten Lösung in der Coachingpraxis. „Ich habe einen sehr aktiven Reflexionszirkel. In meiner Coaching-Praxis nehme ich mir jeden Monat zwei Stunden Zeit, um zurückzutreten und darüber nachzudenken, was ich

lerne, was ich entdecke und was nicht funktioniert. So entstand die Klarheit darüber, 'Hey, das sind wirklich die Fragen, die ich LeaderAmp stellen muss'“ (C1_18:19). Die Fragen aus der Selbstreflexion und diejenige, die in den Zirkeln auftauchen, können dann mit dem Anbieter geklärt werden.

Von der obersten Führungsebene gesponsert:

„Ich denke, der beste Erfolgsfaktor ist, wenn die Lösung von ausserhalb der Personalabteilung gesponsert, eingeführt und finanziert wird“ (C2_19:66). Mit anderen Worten: Die Lösung sollte ein Geschäftsproblem lösen. Das Unternehmen kann dies in der Regel besser einschätzen als die Personalabteilung selbst. Dieser Erfolgsfaktor wurde als einer der wirksamsten Erfolgsfaktoren genannt, insbesondere wenn ein CEO oder SVP die Lösung sponsert.

Kategorie: Akteur*innen

Direkte Abhängigkeiten:

- Kontinuierliche, bedarfsorientierte Unterstützung des Coaches durch den Anbieter
- Sich Zeit nehmen, um die KI-Lösung in die eigene Coaching-Routine zu integrieren

Kategorie: Akteur*innen

Direkte Abhängigkeiten:

- Business first, tech second
- Auswahlprozess

Sich Zeit nehmen, um die KI-Lösung in die eigene Coaching-Routine zu integrieren:

Der Einsatz einer augmented Coaching-Lösung bedeutet tiefgreifende Veränderungen in der Rolle des Coaches. Diese Veränderungen brauchen Zeit. Nach den Erfahrungen des befragten Coaches hilft es, die Lösung im Arbeitsalltag auszuprobieren und allmählich zur Routine werden zu lassen. Erfahrungsbasiertes Lernen schien hier wesentlich. Instruktion und Training allein reichten im Fall dieses Coaches nicht aus. Er deutete auch darauf hin, dass die Arbeit mit den KI-Funktionen für den Coach anfangs einen Mehraufwand bedeutete, bis er seine Routine gefunden hatte. Diesem initialen Mehraufwand scheint man sich bewusst sein zu müssen und sollte sich die entsprechende Zeit dafür nehmen.

Kategorie: Akteur*innen

Direkte Abhängigkeiten:

- Kontinuierliche, bedarfsorientierte Unterstützung des Coaches durch den Anbieter
- Reflexionszirkel von Coaches

Technisches Verständnis der Nutzer*innen: Ein zentrales Hindernis, das LeaderAmp wahrnimmt, ist die mangelnde technische Kompetenz der Nutzer*innen:

„Die Nutzer*innen haben technische Probleme. Sie wissen nicht, wie sie Benachrichtigungen auf ihrem Telefon einrichten können. Sie wissen nicht, wie man sich auf der Website anmeldet, ein neues Passwort erstellt und andere Arten von niedrigen technischen Hürden meistert, die für jemanden, der in die digitale Welt hineingeboren wurde, einfach erscheinen. Manche Menschen haben damit Probleme.“ (C3_24:24)

Kategorie: Akteur*innen

Direkte Abhängigkeiten:

- Auswahlprozess
- Benutzererfahrung und Benutzerfreundlichkeit
- Einfacher Zugang auf mehreren Geräten

Neben den Nutzerproblemen hat LeaderAmp auch mit Coaches zu tun, die sich noch stark manuelle und papierbasierte Prozesse gewohnt sind. Für solche Coaches ist die Umstellung auf die KI-basierte digitale Plattform von LeaderAmp eine grosse Veränderung, die besondere Unterstützung erfordert.

Vertrauen in die Lösung: „Vertrauen ist das A und O in Coaching-Beziehungen. Damit sich ein Coachee öffnet und ein Coaching ernst nimmt, muss er oder sie glauben, dass die Tools und der Coach kompetent sind, eine hohe Integrität besitzen und darauf bedacht sind, ihre Coaching-Fähigkeiten gewissenhaft auf die Ziele des Coachees auszurichten.“

Kategorie: Akteur*innen

Direkte Abhängigkeiten:

- Kontrolle von Bias
- Interesse und Glaube an die Messbarkeit
- Solide, wissenschaftlich untermauerte Modelle

(Barney & Madigan, 2019, S. 23). Die persönliche Beziehung zwischen Coach und Coachee spielt nach wie vor eine wesentliche Rolle beim Aufbau dieses Vertrauens. Eine gute Coach-Coachee-Beziehung fördert auch die Akzeptanz der KI-Seite, die der Coach einsetzt. Darüber hinaus müsse der Coach Vertrauen in eine KI-basierte Lösung aufbauen, um dieses Vertrauen auf die Coachees zu übertragen. Vorurteile sind ein Haupthindernis dafür, dass Vertrauen nicht aufgebaut oder zerstört wird:

„KI, die nicht fair, ungenau und voreingenommen ist, könnte dieses Vertrauen beschädigen, indem sie die Aufmerksamkeit des Trainers auf falsch positive und falsch negative 'Warnzeichen' lenkt.“ (eigene Übersetzung; Barney & Madigan, 2019, S. 23)

STRUKTUREN

Wahlfreiheit und nur erlaubtes Tracking: „Ich glaube nicht, dass man einen Kunden zwingen kann, eine KI-Lösung zu nutzen“ (C1_18:24). Nach Ansicht des Coaches muss ein Coachee frei entscheiden können, ob er die KI-Teile in die Coaching-Beziehung einbeziehen möchte. „Der Coach muss lernen, die Lösung anzubieten, jedoch nicht auf ihr zu bestehen“ (C1_18:24). Entscheidet sich ein*e Nutzer*in

für den Einsatz von KI in der Coaching-Beziehung, scheint es entscheidend zu sein, dass für den Nutzer ersichtlich ist, was, wie und zu welchem Zweck getrackt wird und dass die Erlaubnis dazu gegeben wird.

Kategorie: Strukturen

Direkte Abhängigkeiten:

- Erwartungsmanagement
- Proaktive Kommunikation über Ängste und Vorurteile
- Transparenz über KI während des Coaching-Prozesses

AUFGABE/TASK

Angemessene Sprache: Ob sich Coachees von den Vorschlägen des KI-basierten Systems angesprochen fühlen, hängt mit der verwendeten Sprache und Schreibweise zusammen. LeaderAmp passt seine Lösungen an verschiedene englische Dialekte an, wie z.B. kanadisches, neuseeländisches oder britisches Englisch. Wegen der Wesentlichkeit der Sprache werden die Textteile, die an die Nutzenden gehen, nicht von der KI, sondern von Menschen erstellt.

Kategorie: Aufgabe

Direkte Abhängigkeiten:

- Benutzererfahrung und Benutzerfreundlichkeit

Business first, tech second: „Ich denke, der Ausgangspunkt sollte immer sein: Wo steht meine Organisation, wo sollte sie stehen, warum ist sie heute nicht dort? Was ist die beste, geeignetste Reihe von Massnahmen, um dahinzukommen?“ (C2_19:79). Alle Befragten betonten das hohe Risiko, sich von cooler Technologie blenden zu lassen. Wichtiger ist

es jedoch, sich über den Zweck klar zu werden, für den die Technologie eingesetzt werden soll. „KI ist ein Mittel zum Zweck. Wo gehört sie hin? Wie sollte ich sie einsetzen? Verwenden Sie sie nicht um ihrer selbst willen.“ (C2_19:87) Es sind verschiedene Zwecke denkbar, die der Coach wie folgt erläutert:

„Machen Sie sich klar, welches Problem Sie mit dem KI-gestützten Coaching lösen wollen. Wollen Sie Ihre menschlichen Coaches effektiver machen? Wollen Sie eine Coaching-Lösung für alle verfügbar machen? Was wollen Sie eigentlich erreichen, wenn Sie KI in Ihrer Coaching-Praxis einsetzen?“ (C1_18:32)

Kontrolle von Bias: Eine wesentliche Aufgabe eines KI-Anbieters ist es, mögliche Verzerrungen zu verhindern und zu kontrollieren. LeaderAmp beschäftigt mehrere Mitarbeitende, die sich um dieses Thema kümmern. Das Team verwendet Rohdatensätze, Replikationsdatensätze und simulierte Datensätze sowie verschiedene andere Möglichkeiten, um sicherzustellen, dass die Algorithmen entsprechend

funktionieren. Barney et al. (2019) beschreiben einige Schritte, die LeaderAmp zur Beseitigung von Verzerrungen unternimmt:

„Wir beginnen damit, das Konstrukt abzubilden, das wir messen und entwickeln wollen, und schreiben Fragen und entwickeln Algorithmen für jede Markierung des Lineals, das wir erstellen. Wir führen Studien durch, um unsere KI zu trainieren und zu kalibrieren, und verwerfen Fragen oder Algorithmen, die voreingenommen sind. Wir gehen sogar noch einen Schritt weiter. Wir verfügen über eine weitere Form der KI namens Auto-Rasch, die automatisch die erforderlichen Analysen durchführt, um sicherzustellen, dass die Messungen fair, genau und präzise sind, bevor die neuen Messdaten an den Kunden weitergegeben werden. Was früher eine Handvoll Doktoranden Wochen gekostet hat, kann unsere KI jetzt in einem Bruchteil einer Sekunde berechnen.“ (eigene Übersetzung; S. 32)

Kategorie: Aufgabe

Direkte Abhängigkeiten:

- Solide, wissenschaftlich untermauerte Modelle
- Von der obersten Führungsebene gesponsert

Kategorie: Aufgabe

Direkte Abhängigkeiten:

- Beschaffung von guten Daten
- Multidisziplinäre und multikulturelle Ansätze in der KI-Entwicklung
- Solide, wissenschaftlich untermauerte Modelle

Trotz einiger technologischer Unterstützung bei der Kontrolle von Bias wurde dies als eine herausfordernde und ressourcenintensive Aufgabe beschrieben, die immer noch hauptsächlich manuell durchgeführt wird. Im Hinblick auf die vielen verschiedenen potenziellen Verzerrungen sieht LeaderAmp die folgende besondere Gefahr im Kontext von Coaching und Entwicklung:

„KI hat viele Probleme mit Vorurteilen. Das gravierendste ist nicht das Geschlecht oder der Rassismus. Das grössere Problem ist die Voreingenommenheit in Bezug auf Schwere und Milde. Wenn wir im Vorfeld keine guten Massnahmen ergreifen, könnte die KI jemandem etwas zu schwer oder zu leicht machen. Das ist für die Entwicklung nicht gut. Wenn die Aufgabe zu schwer ist und die Menschen versagen, kann dies ihre Selbstwirksamkeit beeinträchtigen. Wenn sie Anfänger sind, geben sie vielleicht einfach auf. Wenn es zu leicht ist, ist es reine Zeitverschwendung, weil sie nicht besser werden. Und schlimmer noch - ich habe viele Jahre mit Robert Cialdini zusammengearbeitet - wir wissen aus der sozialpsychologischen Literatur, dass kleine Schritte des Fortschritts der Schlüssel sind, vor allem zu Beginn eines Lernvorgangs, um den Menschen das Vertrauen zu geben, dass sie trotz aller Widrigkeiten weiter durchhalten sollten. Nun, wenn man keine guten und superpräzisen Messungen hat, wie kann man dann ehrlich sagen, ob sie sich verbessert haben oder nicht? Selbst wenn es nur ein kleines bisschen ist, wenn das Gerät Rauschen aufweist, wie es bei den meisten HR-Messungen der Fall ist, kann man nicht einmal einen kleinen Fortschritt erkennen, und die Betroffenen geben vielleicht eher auf. Eine kürzere, präzisere und genauere Messung am Anfang ist also entscheidend, um sicherzustellen, dass die KI später eine angemessene Herausforderung darstellt.“ (C2_19:29)

Multidisziplinäre und multikulturelle Ansätze in der KI-Entwicklung:

„Die KI-Entwicklung ist heutzutage nicht interdisziplinär genug. Und ich werde der Erste sein, der sagt, dass ich auch nicht glaube, dass Psychologie führend sein muss und wird. Ich denke, die Zukunft ist interdisziplinär. Nie-

mand in der Wissenschaft hat alle Antworten auf alles“ (C2_19:83). LeaderAmp hat weiter überlegt, dass reine Interdisziplinarität nicht ausreicht; idealerweise sollten auch interkulturelle Aspekte berücksichtigt werden. Je ganzheitlicher KI-Lösungen entwickelt werden und je vielfältiger die Datensätze sind, desto geringer ist das Risiko von ethischen Schwierigkeiten oder vermeidbaren Verzerrungen:

„Um sicherzustellen, dass die Teams, die die KI entwickeln, so menschlich und sicher wie möglich sind, sollten sie auch von den anderen Disziplinen lernen: Sie sollten nicht

Kategorie: Aufgabe

Direkte Abhängigkeiten:

- Kontrolle von Bias
- Solide, wissenschaftlich untermauerte Modelle

nur eine Disziplin im Team haben. Es ist wahrscheinlicher, dass sie durch die Vielfalt robuste Lösungen erzielen, die keine ethischen Probleme haben und sicher sind.“ (C2_19:86)

Solide, wissenschaftlich untermauerte Modelle:

Eng verbunden mit dem Erfolgsfaktor 'Business first, tech second' ist, dass die zugrunde liegenden Modelle korrekt sein müssen:

„Man muss zuerst die Konzepte und die Fähigkeiten, die Wissenschaft und die Literatur hinter dem, was

man zu tun versucht, verstehen, bevor man eine KI entwickelt, die das tut. Ja, es ist interessant und sexy, sich direkt in die Hightech-Sachen mit KI zu stürzen [...]. Dennoch scheint es ein wichtiger erster Schritt zu sein, sich entweder diese Fähigkeiten sauber anzueignen oder mit jemandem zusammenzuarbeiten oder diese Art von Aufgaben auszulagern. Denn KI kann grossartig sein, aber wenn man ihr die falschen Informationen gibt, dann wird sie auch die falschen Informationen liefern, und es mag zwar toll aussehen, während sie es tut, aber sie hat vielleicht nicht den Wert, den man braucht, wenn man nicht von Anfang an die richtigen Daten einbringt.“ (C3_24:39)

Kategorie: Aufgabe

Direkte Abhängigkeiten:

- Business first, tech second
- Multidisziplinäre und multi-kulturelle Ansätze in der KI-Entwicklung

Transparenz über KI während des Coaching-Prozesses:

„Ich würde sagen, das Wichtigste ist, dass man transparent ist. Darüber, was die KI für die Coaching-Beziehung tut. Der Kunde sollte nicht überrascht sein, was die KI im Coaching tut. Er könnte überrascht sein, was die KI sagt oder worauf die Daten hindeuten. Ich denke, das ist sehr hilfreich,

aber ich glaube nicht, dass der Klient jemals von dem überrascht werden sollte, was die KI tut“ (C1_18:23). Der Coach betonte die Wichtigkeit von Transparenz darüber, woher Beobachtungen und Schlussfolgerungen in einem Coaching-Gespräch kommen und wie Coach und Coachee damit umgehen sollten:

„Ich versuche, ganz bewusst zu sagen: 'Hey, das kommt von hier'. In manchen Fällen könnte es zum Beispiel heissen: 'Das ist meine Intuition' oder 'Ich sehe, dass du das in unserem E-Mail-Austausch geschrieben' oder 'die KI-Unterstützung für unsere Beziehung sagt das'. Ich versuche, transparent zu machen, was die Quelle ist von dem, was ich sage.“ (C1_18:13)

Kategorie: Aufgabe

Direkte Abhängigkeiten:

- Erwartungsmanagement
- Wahlfreiheit und nur erlaubtes Tracking
- Proaktive Kommunikation über Ängste und Vorurteile

Der Coach beschrieb auch verschiedene Situationen, in denen die KI-Einsichten beispielsweise in eine andere Richtung als das Gespräch zwischen Coach und Coachee wiesen oder bestimmte Schlussfolgerungen bestätigten:

„Ich möchte das ganz klar sagen: Bestätigt dies etwas, worüber wir sprechen, oder steht es im Gegensatz zu etwas, worüber wir sprechen? Eröffnet dies eine neue Denkrichtung? Was löst das aus?“ (C1_18:14)

Benutzererfahrung und Benutzerfreundlichkeit:

„Wir achten immer auf die Benutzerfreundlichkeit unserer Produkte. Wie können wir einen Weg von A nach B so einfach und übersichtlich wie möglich gestalten? Wie können wir das Feedback nutzen? Und wie können wir das so weit wie möglich vereinfachen? Die Versuchung ist gross, alles mit Schnickschnack zu versehen, alles cool zu machen und zusätzliche Funktionen hinzuzufügen, die keinen Mehrwert bringen. Ich glaube, wir haben dieser Versuchung ziemlich gut widerstanden und die Dinge benutzbar gehalten“ (C3_24:15). Ein weiterer Aspekt der Prioritäten für die Benutzererfahrung bei LeaderAmp ist die Art und Weise, wie die KI auf absichtlich falsch eingegebene Einträge reagiert:

„Es muss den so genannten Schnuppertest bestehen. Das bedeutet, dass etwas nicht komisch auffallen darf. Ein Beispiel: ein Chatbot: Wenn man einfach nur Kauderwelsch eingibt, wenn man buchstäblich mit den Händen auf die Tastatur schlägt und das dann abschickt und es kommt die Antwort zurück 'das macht keinen Sinn', dann stimmt etwas nicht.“ (C3_24:36)

TECHNOLOGIE

Beschaffung von guten Daten: Die Verfügbarkeit von Daten für den jeweiligen Anwendungsfall ist eine der grössten Herausforderungen und gleichzeitig ein kritischer Erfolgsfaktor: „Gute Daten zu bekommen, ist die grösste Herausforderung, vor der wir im Moment stehen.“ (C3_24:32). Sobald adaptive Funktionen gewünscht sind, werden ausreichende Datensätze auf allen Leistungsebenen benötigt. LeaderAmp weist beispielsweise darauf hin, dass ihr KI Persuasion Coach, der sich derzeit in der Entwicklung befindet, über eine umfangreiche Datenbank mit negativen Beispielen verfügt, aber praktisch

Kategorie: Aufgabe

Direkte Abhängigkeiten:

- Verschiedene Methoden der Dateneingabe
- Einfacher Zugang auf mehreren Geräten

Kategorie: Technologie

Direkte Abhängigkeiten:

- Business first, tech second
- Kontrolle von Bias
- Verschiedene Methoden der Dateneingabe

keine exzellenten Beispiele umfasst. LeaderAmp investiert derzeit in die Generierung dieser Datensätze:

„Beim Instant Persuasion Coach haben wir keine guten, sauberen Daten, auf denen wir die Algorithmen trainieren könnten. Wenn wir die KI trainieren wollen, um Menschen zu coachen, damit sie zum Beispiel in ihrer Rede charismatischer werden, dann gibt es einfach keine guten Daten da draussen. Es ist schwer, sie zu bekommen.“ (C3_24:33)

Verschiedene Methoden der Dateneingabe: Eines der Merkmale von LeaderAmp ist die Journaling-Funktion. Allerdings mögen nicht alle Menschen das ausdrucksstarke Schreiben. Um alle Menschen, die nicht gerne schreiben, nicht auszuschliessen, bietet LeaderAmp verschiedene Methoden der Datenein-

gabe an, wie z.B. Voice-to-Text. „Die meisten Führungskräfte bevorzugen es, ihre Tagebucheinträge mit Hilfe der Voice-to-Text-Funktionen ihrer mobilen Geräte, wie z.B. Siri von Apple, zu vervollständigen, da dies einfach ist und sich natürlich anfühlt. Aber auch die Verwendung einer Tastatur ist eine Option.“ (eigene Übersetzung; Barney & Madigan, 2018, S. 11–12)

Kategorie: Technologie

Direkte Abhängigkeiten:

- Einfacher Zugang auf mehreren Geräten
- Beschaffung von guten Daten

Einfacher Zugang auf mehreren Geräten: Die Lösung sollte leicht zugänglich und nach Möglichkeit auf verschiedenen Geräten nutzbar sein. So können Hürden abgebaut und die Anwendung tief im Arbeitsalltag verankert werden. LeaderAmp hebt besonders die Beliebtheit von mobilen Anwendungen hervor:

„Den Nutzern gefällt das Konzept, Coaching über eine mobile App auf ihrem Telefon zu erhalten. Denn jeder hat sein Smartphone immer dabei. Man kann sich also nicht darauf verlassen, dass sie einen Webbrowser für eine bestimmte Seite geöffnet haben oder dass sie auf ihre E-Mail schauen und diese E-Mail sehen, die da kommt.“ (C3_24:21)

Kategorie: Technologie

Direkte Abhängigkeiten:

- Benutzererfahrung und Benutzerfreundlichkeit

Hybride KI: LeaderAmp kombiniert bewusst verschiedene technologische Lösungen, um die Coaching-Lösung zu optimieren. „Wir haben einige verschiedene Arten von KI“ (C3_24:30). Sie betonen, dass die fortschrittlichste Technologie nicht immer die beste sein muss, um ein bestimmtes Problem zu lösen, weshalb sie auf hybride Systeme setzen.

Kategorie: Technologie

Direkte Abhängigkeiten:

- Business first, tech second
- Benutzererfahrung und Benutzerfreundlichkeit

Im nächsten Abschnitt werden die Rollen und Aufgaben eruiert, die im Zusammenspiel zwischen Menschen (insbesondere Lösungs-Anbieter, L&D-Professionals und Coaches) und der augmented KI-Lösung auftreten.

Rolle der Personalentwicklung bei der Interaktion mit einer KI-basierten Augmented-Coaching-Lösung

Wie funktioniert die Mensch-Maschine-Interaktion im Rahmen von LeaderAmp@CoachNet? Welche Schlussfolgerungen lassen sich aus den untersuchten Daten zur Augmentation ziehen? Wie wirkt sich der Einsatz von KI auf die Rolle von L&D-Professionals aus?

„Ich glaube, einige Leute denken, dass KI eine Art Allheilmittel ist - das ist sie nicht. Richtig, sie hat ihren Platz in dieser Welt. Sie ist nützlich. Sie ist eine gute Sache. Aber man sollte sie in die richtige Perspektive setzen.“ (C2_19:87)

LeaderAmp fördert die Idee, dass es in dieser Welt einen Platz für beide Arten von KI (regelbasiert und selbstlernend) sowie Menschen gibt. Sie nennen ihren Ansatz bewusst ‘Coach Augmentation’ (C2_19:2). Sie sind der Meinung, dass KI den Menschen in absehbarer Zeit nicht ersetzen wird, weil sie nicht über den Kontext verfügt, den der Mensch hat, und daher kein hohes Mass an Synthese erreichen kann (C2_19:70). Ausserdem wurde die KI als Mittel zum Zweck beschrieben und sollte nicht um ihrer selbst willen eingesetzt werden (C2_19:87).

Der Mehrwert von KI in der Mensch-Maschine-Interaktion

Aus der Augmentationsperspektive wird die Interaktion zwischen Mensch und Maschine unterschiedlich beschrieben. Tabelle 65 stellt dar, in welchen Varianten LeaderAmp und CoachNet den Mehrwert der KI-Lösung in der direkten Interaktion mit dem Menschen beschreiben. Die Beispiele sind nach dem Framework von Daugherty und Wilson (2018, S. 16) mit „Menschen ergänzen Maschinen“ und „KI verleiht Menschen Superkräfte“ strukturiert.

Tabelle 65: Mehrwert der KI in der Mensch-Maschine-Interaktion
(eigene Darstellung)

Bezug zu Daugherty und Wilson (2018, S. 16)	Zusätzlicher Wert	Beschreibung
KI verleiht Menschen Superkräfte	Schneller und ressourcenärmer	„Was früher eine Handvoll Doktoranden wochenlang berechnete, kann unsere KI jetzt in einem Bruchteil einer Sekunde erledigen.“ (eigene Übersetzung; Barney et al., 2019, S. 32)
KI verleiht Menschen Superkräfte	Mehr Beobachtungspunkte/mehr Erkenntnisse	Die von der KI generierten Informationen liefern dem Coach weitere Perspektiven zu einem Thema. Je nach Erkenntnis kann dies eine Bestätigung, eine Irritation oder eine neue Perspektive auf ein Thema sein. (C1_18:23)
KI verleiht Menschen Superkräfte	Mensch kann besser und schneller reagieren / Skalierter Support zwischen Sitzungen	Da die KI die Handlungen des Coachees kontinuierlich verfolgt, kann der Coach sofort reagieren, wenn etwas Spezielles auffällt. Der Vorfall taucht dadurch nicht erst beim nächsten persönlichen Treffen auf. Er taucht rechtzeitig im Moment des Geschehens auf. (Barney & Madigan, 2019, S. 4)
Menschen ergänzen Maschinen	Immer verfügbar	„Im Gegensatz zu einem menschlichen Coach ist die KI immer verfügbar und ermöglicht es dem Einzelnen, ein Coaching zu erhalten, wann immer es ihm am besten passt.“ (eigene Übersetzung; Barney et al., 2019, S. 31)
KI verleiht Menschen Superkräfte	Erweiterung der Coach-Fähigkeiten	„Der Ansatz nutzt alle vorhandenen Coaching-Fähigkeiten und fügt dem eigenen Repertoire einige neue Fähigkeiten und Werkzeuge hinzu.“ (eigene Übersetzung; Barney & Madigan, 2018, S. 14)
KI verleiht Menschen Superkräfte	Grössere Reichweite	Nurture Notes: KI hilft durch den Einbezug des sozialen Umfelds, um den Fortschritt des Coachees personalisiert zu unterstützen. (Barney & Madigan, 2018, S. 12)

Die folgenden Beschreibungen zeigen das Zusammenspiel von Mensch und Maschine im Rahmen von LeaderAmp@CoachNet und verdeutlichen verschiedene Vorteile.

KI-basierter Time Trial als Einstieg, gefolgt von der optimierten augmented Coaching-Lösung: LeaderAmp setzt bewusst KI-basiertes Coaching ein, um aus einer grossen Menge von Menschen diejenigen auszuwählen, die von einem Human-to-Human-Coaching profitieren sollen. Durch den Time Trial werden die Motivation und der Wille der Interessenten getestet, um sicherzustellen, dass die richtigen Personen eine höhere Investition erhalten. Diejenigen, die sich im Time Trial bewähren, bekommen einen menschlichen Coach zugewiesen, der wiederum im Sinne von augmented Coaching von KI unterstützt wird.

KI stärkt Menschen in ihren Stärken: Obwohl die emotionale Intelligenz dem Menschen obliegt, setzt LeaderAmp bewusst KI ein, um diese menschliche Stärke zu ergänzen und zu stärken. Die Sentimentanalyse hilft, grosse Textmengen, wie z.B. Tagebucheinträge, auf auffällige Muster hin zu untersuchen und den Coach zeitnah darauf hinzuweisen. Der Coach entscheidet dann, wie er mit den Informationen umgehen will. In diesem Fall gibt die KI Hinweise, überlässt es aber dem Coach zu reagieren (Barney & Madigan, 2019, S. 22). Barney und Madigan (2019) beschreiben die Idee hinter der EmotionMetric-KI wie folgt:

„Solche Informationen können für Coaches sehr nützlich sein, wenn sie zwischen Live-Sitzungen bei ihren Klienten vorbeischaun und die EmotionMetric-Ergebnisse nutzen, um weitere Nachforschungen anzustellen oder Coachees, die starke emotionale Reaktionen zeigen, zu priorisieren. Manchmal ist eine spontane Nachricht oder ein spontanes Lob genau das, was der Coachee in diesem Moment braucht, und der Coach hätte ohne die KI-Unterstützung nicht gewusst, dass er es ihm anbieten sollte. In anderen Fällen kann die KI den Coach auf etwas aufmerksam machen, das er oder sie nicht sofort ansprechen muss, was jedoch ein gutes Thema für ein späteres Treffen oder eine Nachricht darstellt. Die Idee ist nicht, dass die EmotionMetric-KI den Coach in diesen Angelegenheiten ersetzt, sondern ihn unterstützt und zusätzliche, relevante Informationen liefert.“ (eigene Übersetzung; S. 26)

Training der Algorithmen erfordert menschliche Fähigkeiten: „KI kann grossartig sein. Aber wenn Sie ihr die falschen Informationen geben, dann werden Sie die falschen Informationen herausbekommen, und es mag toll aussehen, während die KI es tut, aber es wird nicht die Art von Wert haben, die Sie anstreben“ (C3_24:39). Menschliches Fachwissen ist eine wesentliche Voraussetzung für die Einrichtung und das Trainieren der Algorithmen. „Man muss zunächst die Konzepte und die Fähigkeiten oder die Wissenschaft und die Literatur verstehen, die hinter dem stehen, was man zu tun versucht, bevor man eine KI entwickelt, die das tut“ (C3_24:39). Neben technischem Know-how ist auch Fachwissen erforderlich, um sicherzustellen, dass die Modelle korrekt sind. LeaderAmp unterstrich die Bedeutung wissenschaftlicher Konzepte und Literatur, die in eine KI-basierte Lösung einfließen müssen. Die Erstellung valider Modelle und das Training der Algorithmen wurde als langwierig und arbeitsintensiv beschrieben.

Möglichkeit, durch KI mehr psychologisches Fachwissen in Coaching-Prozesse einzubringen: Laut LeaderAmp fördert die Einbeziehung psychologischer Grundlagen in die KI-basierte Lösung die psychologische Qualität in Coaching-Prozessen. Die verwendeten psychologischen Konstrukte sind fundiert und nehmen Subjektivität oder gar

Willkür aus dem Prozess heraus. Dies hebt die Coaching-Qualität auf eine neue Stufe, die heute ohne KI nur selten zu finden ist (C2:19:31).

Klarere, präzisere Assessments und entsprechende Folgemaßnahmen: Das Assessment wird durch seine Adaptivität und KI-Basierung kürzer und präziser, was sich auch auf die im Coaching angesprochenen Themen und Massnahmen auswirkt. Coach und Coachee erhalten durch das KI-basierte Assessment klare Hinweise, welche Ziele angestrebt werden sollten, und können so schneller geeignete Massnahmen ableiten, umsetzen und überprüfen:

„Die KI hat ein bestimmtes und klares Ziel vorgegeben: Hey, darauf müssen wir unsere Praxis, unsere Energie und unseren Einsatz in der Coaching-Beziehung konzentrieren. Und anstatt ein so grosses WARUM-Ziel zu haben (sehr weit gefasst), wurde das Ziel so eng gefasst (sehr eng gefasst), und es traf genau den Rand dessen, womit der Klient ringen musste [...] und wenn wir uns darauf konzentrieren, erreichen wir unglaublich schnell eine bedeutsame Veränderung.“ (C1_18:7)

Sensibilisierung und soziale Aufgaben für den Menschen, repetitive und monotone Aufgaben für KI: Die Stärken der KI-Lösung werden vor allem in repetitiven Aufgaben gesehen, die ein Befragter wie folgt beschrieb:

„Was dem menschlichen Coach bleibt, sind die anspruchsvolleren, strategischen und relationalen Dinge, die die KI nicht kann. Lassen Sie die Maschinen und die Software ihre Stärken ausspielen, z. B. routinemässige, alltägliche, sich wiederholende Aufgaben. Solche Maschinen sind immer in Betrieb. Lassen wir die Menschen das tun, was wir gut können. Zum Beispiel Punkte verbinden, helfen, dem Ganzen einen Sinn zu geben, die Maschinen und die Software dort umzulenken, wo es angebracht ist.“ (C2_19:82)

Die Arbeitsteilung zwischen Mensch und Maschine scheint nicht völlig getrennt, sondern miteinander verwoben. Ein Beispiel dafür ist die Einbeziehung des Umfelds des Coachees in den Coaching-Prozess. Hier stellt der Mensch eine erste Verbindung zu den Stakeholdern her und erklärt das Ziel und die Vorgehensweise der Nurture Notes. Erst wenn die angesprochenen Personen zustimmen, werden sie durch den KI-basierten Nudging-Prozess begleitet. Das bedeutet, dass die KI zwar auch an der Gestaltung sozialer Prozesse beteiligt ist, aber nur in einer gut eingebetteten Form und nicht vollständig verantwortlich.

Der Mensch formuliert und interpretiert, die KI verteilt und wertet aus: Leade-rAmp entwickelt und formuliert in Zusammenarbeit mit Psychologen die Handlungsvorschläge und Prompts, die anschliessend von der KI verteilt werden. Die KI ermittelt, welche besonders effektiv sind und welche Aufforderungen in welchen Fällen besonders

gut passen. Obwohl die KI theoretisch bereits solche Aufforderungen formulieren könnte, verzichtet LeaderAmp bewusst darauf. Aus ihrer Sicht ist die menschliche Sprache gerade im Coaching heikel und wird daher dem Menschen überlassen. KI-Algorithmen werden daher einzig zur Auswertung von Texten und zur Verteilung von vorgefertigten Textbausteinen eingesetzt. (C2_19:44)

KI als Erweiterung des Coaches: Durch die Möglichkeiten der KI kann das Coaching stärker im Arbeitsalltag des Coachees verankert werden. Während der Kern des Coachings nach wie vor zwischen den beiden Menschen stattfindet, können KI-Fähigkeiten den Coachee effektiver an Ziele erinnern, kleine Inputs in den Arbeitsalltag integrieren und bemerken, falls etwas nicht optimal läuft. Dies wäre für einen einzelnen Menschen aufgrund von Kapazitätsengpässen nicht möglich. Daher ist dieses Beispiel kein Ersatz für einen menschlichen Coach durch KI, sondern eine Bereicherung.

„Der menschliche Coach kann nun durch KI sehen, was die Coachees tun und ob sie auf dem richtigen Weg sind. Es ist möglich, einzugreifen, auch wenn sie nicht zusammen sind. Diese Coach-Erweiterung ist also eine Möglichkeit, eine menschliche Coaching-Beziehung in das tägliche Leben eines Menschen zu integrieren, ohne ihn asynchron zu belästigen. Das ist ein grosser Vorteil.“ (C2_19:37)

KI als dritte Quelle fügt eine weitere Qualität hinzu: KI-Inputs werden bewusst als zusätzliche Quelle von Erkenntnissen positioniert. In jedem Fall wurde erläutert, welche Schlussfolgerungen auf der Grundlage der Algorithmen und welche von Menschen gezogen werden.

„Ich habe fast ausschliesslich positive Reaktionen erhalten. Denn die Kunden, mit denen ich gearbeitet habe, sehen den Wert [...]. Sie sagen zu mir: ‘Es ist nützlich, es ist wertvoll, eine dritte Quelle zu haben, die bestätigt, worüber wir sprechen, wie wir über diese Dinge sprechen’.“ (C1_18:17)

Der Coach berichtete hauptsächlich von positiven Reaktionen, wenn die KI die Erkenntnisse und Handlungen von Coach und Coachee bestätigt. Ihm zufolge schätzen es seine Kunden, eine zusätzliche Quelle der Bestätigung zu haben, die ihnen das Vertrauen gibt, an den richtigen Themen zu arbeiten (C1_18:22). Neben der Bestätigung schätzt der Coach auch die neuen Erkenntnisse. Die KI-Auswertungen zeigen neue Aspekte auf, die den Horizont öffnen und zu neuen Lösungsansätzen führen (C1_18:5).

„Eine Datenquelle wies in eine andere Richtung als das, was mein Coachee mir sagte. Das führte zu einigen wichtigen Coaching-Gesprächen, die ich für hilfreicher hielt, als ich erwartet hatte.“ (C1_18:5)

Qualitätssicherung: Eine Aufgabe, die nach wie vor hauptsächlich in der Verantwortung des Menschen liegt, ist die Qualitätssicherung, die an verschiedenen Stellen unerlässlich ist, z.B. bei der Beurteilung, ob die verwendeten Modelle zielführend sind oder bei der Überprüfung der Ergebnisse. Die Qualitätssicherung bestimmt, ob der Output des KI-basierten Algorithmus nachvollziehbar und aussagekräftig ist.

„Es liegt weiterhin in der Verantwortung von Fachspezialisten, die Wissenschaft von Pseudowissenschaft zu unterscheiden und verantwortungsvolle Entscheidungen auf der Grundlage von Kriterien wie Messgenauigkeit und evidenzbasiertem Design zu treffen.“
(eigene Übersetzung; Barney & Madigan, 2019, S. 22–23)

Allerdings kann auch hier wiederum eine Zusammenarbeit zwischen KI und Mensch zielführend sein, wie das Beispiel von AutoRasch im Falle von LeaderAmp aufzeigte. Die abschliessende Beurteilung zur Qualität liegt jedoch auch bei diesem Beispiel beim Menschen.

KI-Lösung als Lückenfüller: Eine 1:1-Coaching-Beziehung zwischen zwei Menschen wird als das Wertvollste bezeichnet. Sie kann durch Interaktionen mit zusätzlichen Funktionen durch KI noch wertvoller gemacht werden. Dieser Standard ist jedoch nicht beliebig skalierbar. Für eine volle Skalierbarkeit kann KI im Sinne eines Lückenfüllers eingesetzt werden. Dies bedeutet, dass anstatt nichts für Zielgruppen zu tun, die aufgrund der begrenzten Skalierbarkeit kein Coaching erhalten können, eine KI-basierte Lösung Abhilfe schaffen könnte und als zweitbeste Lösung in den Einsatz kommt. Die breite Masse hat durch KI-Assessments und KI-Coaching Zugang zu solchen Massnahmen, auch wenn sie vielleicht etwas weniger ausgefeilt und wirksam sind als 1:1-Coaching.

„Coaching-Firmen, die sich nur auf das C-Suite-Coaching konzentrieren, werden von diesen technologischen Innovationen kurzfristig vielleicht nicht sehr betroffen sein. Aber die mittlere Führungsebene und die Mitarbeitenden im Anfangsstadium verlangen nach einer erschwinglicheren und effektiveren Lösung. Die Coaching-Discounter haben niedrigere Kosten erzielt, allerdings auf Kosten der Qualität. Plattformen wie LeaderAmp ermöglichen es Ihnen, die bereits bestehenden Coaching-Beziehungen aufrechtzuerhalten und zu vertiefen und gleichzeitig Tausenden von Menschen ein Coaching anzubieten, das Sie mit Einzel- oder Video-Coaching allein niemals erreichen könnten.“
(eigene Übersetzung; Barney & Madigan, 2018, S. 22)

Nach dem Überblick über die Mensch-Maschine-Interaktion und den daraus resultierenden potenziellen Vorteilen werden im Folgenden spezifische Aufgaben aufgeführt, bei denen KI im Falle von LeaderAmp@CoachNet eingesetzt wird.

Den Aussagen der Befragten und den analysierten Dokumenten zufolge sind KI-Technologien für verschiedene Aufgaben der Personalentwicklung innerhalb der Wertschöpfungskette geeignet. Tabelle 66 hebt Aufgaben hervor, die während der Fallstudie explizit genannt wurden und zeigt, dass KI für verschiedene Aufgaben innerhalb der Personalentwicklung eingesetzt werden kann.

Tabelle 66: KI-Nutzung für HRD-Aufgaben im Fall LeaderAmp@CoachNet
(eigene Darstellung)

Prozessschritt	Beispiele aus dem Fall LeaderAmp@CoachNet
Bedarfsklärung, Diagnostik und Lernzielsetzung	– Computerunterstützte adaptive Assessments – Festlegung von Zielen auf der Grundlage der Ergebnisse von adaptiven Assessments
Konzeption und Erstellung von Lernangeboten	In dieser Fallstudie nicht explizit untersucht
Kuratieren und Orientierung	– Nurture Notes – eCoaching/Prompting
Trainings und Kurse (online, hybrid, physisch) mit menschlichen Trainer*innen, Moderator*innen	– Instant Persuasion Coach
Moderierte Lern- und Reflexionsprozesse im Arbeitsfeld	– EmotionMetricAI – Nurture Notes – eCoaching/Prompting – Tagebuchführung
Lernen on demand/selbstgesteuertes Lernen (ohne menschliche Trainer*innen, Moderator*innen)	
Erweiterte Trainings und Leistungshilfen/Lernen im Prozess der Arbeit/Performance-Support	
Austausch und Lernen von und miteinander	– Nurture Notes
Transfersicherung und Lernprozessbegleitung	– eCoaching – Tagebuchführung – Nurture Notes
Evaluation und Qualitätsentwicklung	– Time Trial – Rasch-KI
Rahmenbedingungen gestalten und Portfoliomanagement	– Nurture Notes
Administration	In dieser Fallstudie nicht explizit untersucht

Dieser Überblick konzentriert sich auf die im analysierten Material erwähnten KI-Anwendungen. Weitere Fallstudien und Untersuchungen werden zusätzliche Ergebnisse liefern.

Das untersuchte Material liefert Hinweise darauf, wie sich die Rolle der Personalentwicklung im Zusammenspiel mit KI-basierten Lösungen verändert oder neu entsteht. In dieser Fallstudie beziehen sich die Rollen auf L&D-Professionals und Coaches.

Personalentwicklung nimmt eine strategischere Rolle ein: Obwohl LeaderAmp die Bedeutung des Top Managements für die Förderung und das Vorantreiben des Coachings in einer Organisation hervorhebt, wird der Personalentwicklungsabteilung immer noch eine wichtige Rolle zugeschrieben:

„Es gibt immer noch eine Rolle für die Personalentwicklung. Es ist der strategische Teil, der Teil mit dem Überblick. Vielleicht kennt der operative Mitarbeitende nicht einmal alle Engpässe in den Talentpools oder die betroffenen Jobfamilien. Das Personalentwicklungsteam kann den Nicht-HR-Mitarbeitenden helfen, das Problem richtig zu diagnostizieren und die Ressourcen zu verteilen.“ (C2_19:67)

Die Personalentwicklung wird als Partner bei der strategischen Entscheidungsfindung gesehen. Es solle zunächst entschieden werden, wo strategische Lücken bestehen und in welche Jobfamilien besonders investiert werden muss. In einem zweiten Schritt ist zu entscheiden, welche Massnahmen angemessen sind - Coaching, Schulung, etwas anderes oder eine Kombination? (C2_19:80) Allerdings werden Lücken in der Umsetzung dieser Rolle beobachtet:

„Es ist eine Qualifikationslücke auf Seiten eines Teils der Personalabteilung, zu wissen, wie man ein organisatorisches Problem diagnostiziert und dann sicherstellt, dass, wenn Lernen ein Teil davon ist, sie das Lernen implementieren und es abschwächen und sicherstellen, dass man einen Unterschied macht, lange bevor das organisatorische Ziel in Gefahr ist.“ (C2_19:39)

Beispiele dafür, wie die strategische Rolle in Verbindung mit LeaderAmp besser erfüllt werden kann, sind das Dashboard und die Time Trials. Durch das Dashboard kann die Wirkung des Coachings genauer bewertet werden.

„Diese Berichte bieten Ihnen eine neue Möglichkeit, Beratungsdienste anzubieten, die Coaching-Investitionen einrahmen. [...] Sie helfen Ihnen, Kunden bei der Vorhersage von wahrscheinlichen Pensionierungen, Fluktuation oder Wachstum zu unterstützen, die die Entwicklung von Schlüsseltalenten erfordern, von denen einige ein Coaching benötigen werden. Indem Sie Ihr Coaching auf die strategische Talentprognose des Unternehmens abstimmen, können Sie eine detaillierte, punktuelle Lösung anbieten, um

schwer zu besetzende oder riskante Talentpositionen anzugehen.“ (eigene Übersetzung; Barney et al., 2019, S. 35)

Die Möglichkeit von Time Trials und einer genaueren Messung des Fortschritts ermöglicht eine effizientere Verwaltung und Überwachung der Investitionen.

Hüter*innen des Fachwissens: Es erscheint nicht ratsam, sich blind auf die Versprechungen von KI-Anbietern zu verlassen.

„KI kann grossartig sein. Aber wenn Sie ihr die falschen Informationen geben, dann werden Sie die falschen Informationen herausbekommen, und es mag grossartig aussehen, während sie es tut, aber es kann nicht die Art von Wert haben, die Sie brauchen, wenn Sie nicht die richtigen Daten eingeben, um mit zu beginnen.“ (C3_24:39)

Die Rolle von L&D-Professionals besteht zum einen darin, die Qualität der KI-Lösungen zu überprüfen und sicherzustellen, dass die Lösungen funktionieren, wie sie sollen. In einem weiteren Schritt wäre es sinnvoll, die Lösungen aus dem Fachwissen heraus zu entwickeln bzw. weiterzuentwickeln. Dabei sollte die folgende Frage behandelt werden: Welche Modelle und Theorien aus der Psychologie oder Pädagogik und anderen Disziplinen sollten in der KI verwendet werden?

„Man muss zuerst die Konzepte und die Fähigkeiten oder die Wissenschaft und die Literatur dahinter verstehen. Was man zu tun versucht, bevor man eine KI dafür entwickelt.“ (C3_24:39)

Ethische Verantwortung: Bestehende Beispiele zeigen bereits, dass KI nicht ohne Risiko eingesetzt werden kann. Je nachdem, wie solche Systeme arbeiten, können sie voreingenommen sein. In diesem Zusammenhang kommt HR und HRD laut LeaderAmp eine zentrale Rolle zu:

„Ich denke, es ist ein moralischer Imperativ, besonders im Personalwesen, Dinge zu verwenden, die nicht voreingenommen sind, oder wenn doch, diese so weit wie möglich abzuschwächen [...] Ich denke, dass zu wenige Personalentwicklungsorganisationen eine gute Antwort darauf haben, wie und was funktioniert. Zum Beispiel: Warum ist es wissenschaftlich fundiert? Können Sie sicherstellen, dass es sich in Echtzeit verhält? Was ist, wenn es nicht funktioniert? Was sind die Folgen, zum Beispiel für Frauen in den Führungsetagen oder für Schwarze Menschen? [...] Denn die meiste KI in der Industrie wird von männlichen Ingenieuren und Informatikern entwickelt. [...] Das meiste ist für mich sehr Informatik-lastig und zu wenig interkulturell und interdisziplinär.“ (C2_19:84)

Technikaffinität und Affinität zur Nutzung von KI-Inputs: L&D-Professionals und Coaches benötigen digitale Kompetenzen sowie eine Affinität und Bereitschaft, die neuen Tools und ihre Erkenntnisse zu nutzen, um von den Vorteilen KI-basierter Lösungen zu profitieren. Dies ist eine logische Schlussfolgerung, aber noch lange keine Selbstverständlichkeit.

„Einige der Herausforderungen, die wir haben, bestehen darin, dass einige Leute einfach nicht so technikaffin sind.“ (C3_24:22)

Der Coach beschrieb, wie er zu Beginn die vielen datenbasierten Inputs der KI nicht richtig einbezog oder sie sogar nicht zu schätzen wusste. Für ihn gab es zahlreiche Daten und es war unklar, wie er sie in Gesprächen anwenden sollte. Erst durch eine gründlichere Untersuchung, häufiges Ausprobieren und Üben wurden ihm die Vorteile bewusst (C1_18:4).

„Nun, es war nicht so einfach, wie ich es mir vorgestellt hatte. Aber es war auch nicht schlecht. Wissen Sie, es war nicht unglaublich schwierig, aber es war deutlich schwieriger, als ich dachte, dass es sein würde. Die Integration war schwieriger als ich erwartet hatte.“ (C1_18:25)

Kommunikation und Erwartungsmanagement: Diese Rolle ist für L&D-Professionals und Coaches von zentraler Bedeutung. Die folgenden Fragen sind relevant: ‘Was ist KI? Warum setzen wir sie ein? Was kann sie und was kann sie nicht?’ Die Interviews haben gezeigt, dass die meisten negativen Rückmeldungen auf unrealistische Erwartungen zurückzuführen sind. Es ist entscheidend, die Möglichkeiten und Grenzen von KI von Anfang an zu kennen und sie gezielt einzusetzen (C2_19:87). Dies muss zu Beginn der Einführung und im Rahmen der 1:1-Coaching-Beziehungen kommuniziert werden. Letztlich hängt der Erfolg der Lösung davon ab, wie der Coach die Möglichkeiten der KI im Alltag nutzt und kommuniziert.

„Wir verlassen uns darauf, dass die Coaches ihre Beziehungen zu ihren Kunden pflegen, so dass die Personen, die das Coaching erhalten, normalerweise nicht direkt mit mir oder jemand anderem von LeaderAmp interagieren, sondern mit ihrem Coach.“ (C3_24:16)

Multidisziplinarität, insbesondere bei der Entwicklung von KI-basierten Lösungen: Ein Manko bei der aktuellen Entwicklung von KI-basierten Lösungen ist die fehlende Multidisziplinarität, die kritisiert wurde:

„Es ist nicht interdisziplinär genug. Niemand in der Wissenschaft hat alle Antworten auf alles [...] Informatiker und andere Disziplinen sollten bei Dingen wie Sicherheit und Fairness zusammenarbeiten.“ (C2_19:83)

Dies ist ein Aspekt, auf den L&D-Professionals besonders achten sollten.

Wie wird die derzeitige Lösung auf ihre Wirksamkeit und Nützlichkeit hin bewertet? Was sind die Vor- und Nachteile, und wie wird der Erfolg gemessen? Die Erkenntnisse zu diesen Fragen werden im nächsten Abschnitt bewertet.

Evaluation und normative Beurteilung

Verschiedene Aussagen der Interviewpartner reflektierten die Stärken und Schwächen der KI-basierten Lösung. Der Coach berichtete von überwiegend positiven Rückmeldungen und Reaktionen seiner Coachees und Kund*innen auf den Einsatz der KI-basierten Coaching-Lösung (C1_18:17). Negative Reaktionen waren nach seinen Erfahrungen deutlich seltener:

„Mir ist aufgefallen, wie begeistert die meisten meiner Kund*innen von der KI-Plattform waren, von der Plattform im Allgemeinen und der KI im Besonderen. Es herrschte eine enorme Begeisterung. Weil es hilfreich war.“ (C1_18:20)

Die Coachees schätzen gemäss der Aussagen des Coaches vor allem die folgenden Aspekte:

- Eine dritte Quelle bestätigt die Wichtigkeit dessen, worüber der Coach und der Coachee sprechen und liefert manchmal einen anderen Blickwinkel (C1_18:22).
- Sinnvolle Veränderungen werden schnell erreicht, da das Coaching-Ziel dank des ersten KI-basierten Assessments präziser und enger gefasst ist (C1_18:7).

Die kritischsten Stimmen oder Herausforderungen betrafen die technische Versiertheit der Coaches und Coachees (C3_24:22). Manchmal kommen die Nutzenden nicht zu recht, weil sie nicht besonders an digitale Anwendungen gewöhnt sind (C3_24:27). Ein weiterer Grund für die Unzufriedenheit mit der KI-basierten Lösung sind zu hohe Erwartungen an die KI. Es wurde kritisiert, dass sich die Vorschläge generisch anfühlen, obwohl sie an das tatsächliche Niveau des Coachees angepasst sind. Eine Anekdote aus einem Interview zeigte, dass die Coachees beispielsweise erwarteten, dass KI-basierte Massnahmen ihnen vorschlagen, mit einem bestimmten Stakeholder zu sprechen:

„Sprechen Sie mit jemandem, dem Sie vertrauen, darüber, wie Sie sich besser durchsetzen können. Und die Coachees sagen dann vielleicht, na ja, warum sagt es mir nicht, dass ich nächsten Dienstag konkret mit Bob darüber sprechen soll?“ (C3_24:28)

Eine solche Personalisierung ist jedoch nicht realistisch, da die KI die spezifischen Stakeholder (wie Bob; C3_24:28) nicht kennen kann. Ein weiterer Ausdruck des Unbehagens eines Coachees betraf Kalkulierung durch KI. Der Coachee fühlte sich unwohl bei

der Vorstellung, dass die KI Berechnungen über ihn anstellt und seine schriftlichen Gedanken analysiert (C1_18:17). Laut CoachNet (C1_18:17) ist eine völlige Ablehnung der Nutzung der Lösung aufgrund eines solchen Unbehagens jedoch selten.

Eine weitere Sorge, die im Zusammenhang mit dem verstärkten Einsatz von KI in Coaching-Situationen geäußert wurde, betrifft die Rolle der menschlichen Coaches. Es bestehe die Gefahr, dass sich Coaches mehr auf KI verlassen und, in den Worten eines Interviewteilnehmers, „faul werden“:

„Vor allem, wenn die KI immer besser wird, gibt es meines Erachtens viele Möglichkeiten, dass man als Coach faul wird. Man verlässt sich einfach auf die KI, anstatt gute, solide Coaching-Techniken anzuwenden.“ (C1_18:34)

Ein Punkt, der heute nicht mit Sicherheit beantwortet werden kann, ist die Auswirkung von KI-basierten Lösungen im Vergleich zu Nicht-KI-Lösungen. LeaderAmp arbeitet daran, solche Daten zu erhalten, wie das folgende Zitat nahelegt:

„Wir müssen herausfinden, wie effektiv die KI-basierten Ansätze von LeaderAmp im direkten Vergleich zu herkömmlichen Ansätzen sind. Dazu stützt sich LeaderAmp auf Studien, meist Experimente, die sie z.B. mit Studierenden durchführen. Wir verwenden Kontrollgruppen, um zu überprüfen, welche Effekte sich ergeben.“ (C2_19:78)

Der nächste Abschnitt konzentriert sich auf mögliche Weiterentwicklungen von LeaderAmp und liefert damit Antworten auf die Frage, welche nächsten Innovationen in der Kombination von KI und Personalentwicklung denkbar sind.

Vision und Ausblick

„Ich bin sehr gespannt, wohin das alles führen wird, weil es so viele Möglichkeiten gibt.“ (C1_18:35)

Aus dem analysierten Material geht hervor, dass das vorhersehbare Potenzial von KI im Coaching und in der Personalentwicklung im Allgemeinen in einer genaueren und kontinuierlichen, oft im Hintergrund stattfindenden Messung und somit in leistungsfähigeren Anwendungsfällen im Zusammenhang mit Performance Support, Coaching sowie Weiterbildungen liegt.

Genauere und oft unauffällige Messungen in Echtzeit:

„Ich bin sehr leidenschaftlich und absolut davon überzeugt, dass unaufdringliche KI-Beurteilungen und Coaching die Zukunft sind. Mit anderen Worten: keine Fragen mehr

in einer Umfrage. Keine Fragen mehr, deren Antworten offensichtlich sind.“ (C2_19:81)

Anstelle von zeitintensiven Assessments haben LeaderAmp und andere KI-Anbieter in der Assessment-Branche bereits Beispiele dafür geliefert, wie Assessments durch KI adaptiver und kürzer werden können. Ein nächster Entwicklungsschritt wird im Bereich der unauffälligen Beurteilung gesehen. Solche Assessments sind zunehmend im Arbeitsalltag der Mitarbeitenden verankert und müssen nicht als zusätzliches Element absolviert werden. Der Einsatz von KI zur Durchführung von mehr Hintergrundauswertungen und Datenerhebungen ist eine vielversprechende und wahrscheinliche Weiterentwicklung von Assessments, Training und Coaching. Ein Beispiel sind KI-Algorithmen, die einen Nutzenden über ein Browser-Plug-in oder eine Software-Erweiterung aktivieren könnten. Der Algorithmus könnte dann die geschriebenen E-Mails sowie andere digitale Spuren analysieren. Je nach Fortschrittlichkeit der Lösung sind verschiedene Optionen denkbar:

- Die eigentlichen Assessments könnten viel kürzer werden, weil nur Fragen gestellt werden, die nicht schon bei der kontinuierlichen Messung eruiert werden konnten.
- Durch kontinuierliche Messungen könnten erste Hypothesen über das Niveau eines Nutzenden aufgestellt werden, die zur Erstellung des Assessments herangezogen werden.
- Separate Assessments sind überhaupt nicht mehr nötig, da KI-Algorithmen bereits alle notwendigen Informationen im Arbeitsalltag messen.

Alle diese Möglichkeiten setzen die Zustimmung der Nutzer*innen voraus.

„Sie möchten nicht, dass der Eindruck entsteht, dass die KI alle Ihre E-Mails liest, Ihre Festplatte durchwühlt [lacht] oder nach Dingen sucht, von denen Sie nichts wissen oder die Sie der KI nicht ausdrücklich zugestanden haben. Diese Bedenken stehen also auch im Vordergrund. Der Schutz der Privatsphäre, die Ethik, all diese Dinge müssen in Zukunft eine Rolle spielen.“ (C3_24:31)

Ein weiterer Schritt wäre, aufbauend auf der kontinuierlichen Messung, ein gezieltes und zeitnahes Feedback zum Entwicklungsziel einer Person zu geben, wie z.B. mutiger oder überzeugender zu sein, eventuell sogar kombiniert mit konkreten Vorschlägen für Lernquellen oder Entwicklungsaktivitäten (C3_24:31). Momentan führt LeaderAmp solche Analysen bereits durch seine Sentimentanalyse durch. Allerdings werden die Ergebnisse nur dem Coach zur Verfügung gestellt, der dann entscheidet, wie er das Feedback und die weiteren Schritte auf Basis der Ergebnisse gestaltet.

Echtzeit-Unterstützung in einer Triade von Mensch zu Mensch zu KI oder in Teamsituationen: Derzeit verwendet LeaderAmp seine Algorithmen nicht in Echtzeitsituationen. So erhalten die Coaches beispielsweise Echtzeit-Analysen zu den Nurture Notes, sehen diese aber vor dem Gespräch mit dem Coachee. Die Reaktion einer Person auf die Analyse erfolgt in diesem Fall so, dass es eine Verzögerung zwischen der Analyse und der daraus resultierenden Aktion gibt. Ein weiterer Entwicklungsschritt wäre eine Kombination aus Just-in-Time-Analyse und Vorschlägen, beispielsweise während eines Gesprächs.

„Es wird noch viel mehr Anwendungen geben. In ein paar Jahren wird diese KI zum Beispiel in eine Echtzeiteinschätzung innerhalb einer Videokonferenz integriert werden können, um dem Coach Echtzeit-Emotionsmessungen zu liefern, die ihm helfen, den Coachee auch während der Sitzungen noch besser zu unterstützen.“ (eigene Übersetzung; Barney & Madigan, 2019, S. 28)

Eine andere Variante ist die Ausweitung der KI-Anwendung von einer Eins-zu-Eins-Situation auf ein Team-Coaching (C2_19:76).

Echtzeit-Unterstützung im Mensch-KI-Duo: Mit Algorithmen, die im Hintergrund tägliche Handlungen und Dokumente analysieren, wird eine Leistungsunterstützung in Echtzeit möglich. Hier wurden auch Beispiele genannt, die bereits heute im Einsatz sind, wie Grammarly (C3_24:42). Grammarly ist ein Beispiel für ein Browser-Plug-in, das Texte analysiert und in Echtzeit Verbesserungsvorschläge macht. Es basiert auf verschiedenen ML-, DL- und NLP-Anwendungen. Die Möglichkeiten sind im Folgenden dargestellt:

- Echtzeit-Unterstützung bei der täglichen Arbeit an einer bestimmten Aufgabe (z. B. Schreiben von Texten und Führen eines bestimmten Gesprächs);
- Echtzeit-Unterstützung bei der täglichen Arbeit an den eigenen Entwicklungszielen (z. B. wie man überzeugender oder mutiger werden kann).

Weitere Unterschiede liegen im Erscheinungsbild des Systems (ob es eine Persönlichkeit hat), in der spezifischen Verwendung (der Benutzer schaltet es ein und aus) oder im ständigen Betrieb im Hintergrund, in der Verfolgung des Fortschritts einer Person, in der Bereitstellung direkter Verbesserungsvorschläge (spezifische Aktionen) oder von Vorschlägen für weitere Lern- und Entwicklungsaktivitäten und darin, ob es für einen spezifischen Anwendungsfall (Grammatikprüfung) trainiert ist oder verschiedene Themen kombiniert (z. B. Grammatikprüfung, Gesprächsunterstützung und Kalenderverwaltung).

Ausbildungshilfen: Auch im Bereich der Ausbildung werden zunehmend KI-Anwendungen gesehen. Als Beispiele nannten die Befragten die Vorbereitung einer Rede oder die Schulung von Vertriebs-Mitarbeitenden. Auch der Persuasion Coach von LeaderAmp fällt in diese Kategorie.

„Sagen wir, ich möchte eine Rede üben und werde sie auf meinem Handy halten. Ich schalte die App ein und nehme mich bei der Rede auf. Und dann bewertet die KI meine Rede und mein Auftreten, meine körperlichen Gesten und mein nonverbales Verhalten, analysiert die Worte, die ich benutze, und die Art und Weise, wie ich sie vortrage, und den Inhalt dessen, was ich sage, und gibt mir dann ein sehr gezieltes Feedback dazu, wie ich diese Dinge mache.“ (C3_24:41)

Derartige Ansätze sind bereits auf dem Markt zu beobachten. Das Abhören von Verkaufsgesprächen findet zum Beispiel schon heute statt.

„Wir fangen an, einige Produkte zu sehen, die diese Art von Dingen tun. Wie ich schon sagte, gibt es diese Hilfsmittel für Kundenbetreuer*innen. Ich habe bei der Arbeit Demos dieser Art von Produkten gesehen, die Ihnen Rückmeldung geben, ob Sie Ihre Stimme richtig einsetzen oder zu schnell oder zu langsam sprechen, und weitere solche Dinge. Also, ja, ich denke, mit dem richtigen Zugang zu den richtigen Daten und den richtigen Ressourcen sind solche und weitere Anwendungn gar nicht so weit entfernt.“ (C3_24:42)

Hilfen zur Entscheidungsfindung: Mit der Leistungsunterstützung verwandt sind KI-gestützte Entscheidungshilfetoole. Das bedeutende und naheliegende Potenzial wurde hier erwähnt.

„Entscheidungshilfen sind ein grosser Vorteil der Informationstechnologie im Allgemeinen. Sie hilft dabei, die Auswahl einzugrenzen, Vorschläge zu machen oder die Informationen zu sichten und zu filtern, die man sucht, wenn man zunächst zu viele Informationen hat.“ (C3_24:40)

Das eCoaching von LeaderAmp setzt hier an und habe noch viel Entwicklungspotenzial für eine noch bessere Entscheidungsunterstützung.

Eine Vermischung verschiedener Massnahmen: Während heute viele Coaching- und Trainingsmassnahmen unabhängig voneinander durchgeführt werden, wurde für die Zukunft eine stärkere Vernetzung der verschiedenen Massnahmen angenommen:

„Ich sehe eine Unschärfe zwischen verschiedenen Arten von Interventionen auf verschiedenen Analyseebenen.“ (C2_19:78)

Neben der Vernetzung verschiedener Analyseebenen, wie der individuellen, der Team- und der Organisationsebene, wurde auch die Konvergenz verschiedener Formen des Lernens und Coachings vorhergesagt. Beispiele hierfür sind eine Mischung aus formalen, interpersonellen und KI-gestützten Massnahmen.

„Oft ist das Coaching zu weit vom Training entfernt, und das macht für mich keinen Sinn.“ (C2_19:78)

Mehr Erkenntnisse über die Auswirkungen und den Wert von KI-basierten Lösungen: Die vielen Optionen, wie sich KI in Zukunft im Coaching und Training manifestieren könnte, sagen noch wenig über ihre tatsächliche Wirksamkeit und normativen Grundlagen aus. Diese Themen sind ein weiterer Baustein, der in Zukunft häufiger und effektiver angegangen werden sollte. Um solche Fortschritte zu erzielen, ist eine engere Zusammenarbeit zwischen verschiedenen Disziplinen, Kulturen sowie Forschung und Praxis unerlässlich.

„KI ist so neu, dass nicht klar ist, inwieweit diese Nurture Notes und andere Anwendungen tatsächlich etwas bewirken“ (C2_19:78).

Automatisierung der Qualitätskontrolle für KI-Algorithmen: Die Sicherstellung der Qualität von KI-Algorithmen, z. B. durch Bias-Kontrolle, ist eine sehr zeitaufwändige und anspruchsvolle Aufgabe. Gegenwärtig werden solche Aufgaben oft basierend auf sehr manuellen und zeitaufwändigen Prozessen ausgeführt. Potenzial wird in KI-Algorithmen gesehen, die solche Aufgaben automatisieren. Ein Beispiel dafür ist AutoRasch für die Sentimentanalyse von LeaderAmp, aber das kratze nur an der Oberfläche dieses Themas gemäss eines Interviewpartners (C2_19:50).

Alle beschriebenen Entwicklungsmöglichkeiten für KI im Coaching, Performance Support und Training sind in ihren Vorstufen bereits auf dem Markt zu beobachten.

„In einigen Bereichen sind solche KI-Anwendungen bereits mehr oder weniger vorhanden. Es ist nur so, dass es Einschränkungen bei der tatsächlichen Umsetzung gibt. Diese Dinge sind grundsätzlich anspruchsvoll zu bauen, und es ist noch schwerer, sie auf eine faire, genaue und sinnvolle Weise zu bauen.“ (C2_19:81)

Faktoren, die die Geschwindigkeit beeinflussen, mit der sich diese Entwicklungen auf dem Markt etablieren, werden zum einen in der Bereitschaft gesehen, in die Entwicklung und das Trainieren der entsprechenden Algorithmen zu investieren und die richtigen Ressourcen und Fähigkeiten dafür zu haben. Der Entwicklungsprozess wurde als sehr kostspielig und zeitaufwändig beschrieben. Zum anderen müssen die Fragen des Datenschutzes, der Ethik, sowie die Bewertung der KI angemessen behandelt werden,

damit die Lösungen akzeptiert und auf breiter Basis eingesetzt werden können. Die Zeitspanne bis zur Verwirklichung der genannten Entwicklungsoptionen wird auf 5 bis 15 Jahre geschätzt (Barney & Madigan, 2019, S. 3; C2_19:81; C3_24:42).

8.5.9 Zusammenfassung

Die folgenden Begriffe kennzeichnen diese Fallstudie:

Risikominimierung, augmented Coaching, adaptives Assessment, präzise Messung, Fortschrittsverfolgung, Goldlöckchen-Zone

Diese Fallstudie hat gezeigt, welcher enormer Aufwand für die Entwicklung und Pflege von KI-basierten Lösungen für augmented Coaching und adaptives Assessment erforderlich ist. Datenerfassung, -bereinigung und -aufbereitung (z. B. Metadaten-Tagging) wurden als besonders zeitaufwändig beschrieben. Die Fallstudie zeigte auch, dass die Akzeptanz auf Seiten der Coaches eine Weile dauerte. Erst durch fortlaufendes Testen, Ausdauer und kontinuierliche Unterstützung wurden die Vorteile der KI-Funktionalitäten immer deutlicher. Die Fallstudienanalyse zeigte, dass ein augmented Coaching-Ansatz einen traditionellen Coaching-Ansatz optimieren kann. Der Ansatz von LeaderAmp erhöht die Erfolgchancen von Coaching-Massnahmen in Unternehmen. Während das eCoaching von LeaderAmp skalierbar ist, kann der augmented Ansatz nicht beliebig skaliert werden, da er immer noch an menschliche Coaches gebunden ist. LeaderAmp betonte, dass sie es für unrealistisch halten, von einer breiten Masse von Menschen zu erwarten, dass sie die harte Arbeit der eigenen Weiterentwicklung nur mit Hilfe eines KI-Coachings erledigen, da es sich für Menschen, die ihre Entwicklung nicht wirklich ernst nehmen wollen, wie 'Spam' anfühlen könne. LeaderAmp ist daher der Meinung, dass diejenigen, die sich nicht genügend engagieren, von einem Coaching ausgeschlossen werden sollten, auch wenn eine Skalierung von KI-Coaching-Lösungen möglich wäre. Sie raten vielmehr, die besonders erfolgsversprechenden Personen durch ein augmented Coaching zu fördern.

8.5.10 Kritische Würdigung des Falles

Diese Fallstudie bietet eine fokussierte Perspektive auf augmented Coaching und KI-basierte adaptive Assessments. Besonders spannend erscheint, dass der Coach die KI-Funktionalitäten zunächst als Nebenprodukt sah, im Laufe der Zeit aber zunehmend von ihnen überzeugt war und nun selbst an der Weiterentwicklung mitarbeitet. Der Fall bot zwei unterschiedliche Perspektiven, nämlich die von LeaderAmp und CoachNet. Eine L&D-Abteilung, die LeaderAmp und CoachNet einsetzt, konnte für die Fallstudie nicht rekrutiert werden. Daher bleiben die Ergebnisse begrenzt und basieren auf nur wenigen Interviewpartnern. Dank der Einbeziehung verschiedener White Papers und Beiträge von LeaderAmp war die Datenbasis dennoch reichhaltig. Diese Fallstudie liefert eine breite Palette von Erkenntnissen über die Faktoren für eine erfolgreiche Einführung und

die Rolle der Personalentwicklung. Sie bietet jedoch keine kritische Diskussion des Coaching-Ansatzes von LeaderAmp anhand von Coaching-Theorien, Alternativen, Wirksamkeit und Angemessenheit. Dies bleibt der weiteren Forschung und der Leserschaft überlassen.

Auf die dritte Einzelfallanalyse folgt nun eine fallübergreifende Analyse aller drei Fälle.

8.6 Zusammenfassender Vergleich und Diskussion der Fallstudien- ergebnisse

Nach der Analyse der Einzelfälle folgt die fallübergreifende Analyse. Ergebnisse aus fallübergreifenden qualitativen Analysen bedeuten eine Interpretationsleistung und unterliegen hauptsächlich argumentativen und weniger numerischen Begründungen. Es geht nicht darum, einzelne Variablen zu identifizieren, sondern Zusammenhänge herzu-leiten (Yin, 2018, S. 198). Durch die fallübergreifende Analyse sollen die Gemeinsamkeiten und Unterschiede zwischen den drei Fällen eruiert, Muster erkannt und Gestaltungansätze für KI-basierte Systeme im Kontext von Corporate Learning identifiziert werden. Das Allgemeine oder Typische im Individuellen soll erfasst werden, um wertvolle Hinweise auf eine mögliche Generalisierung zu erhalten (Schreier, 2010, S. 248). Eine Generalisierung an sich wäre aufgrund der Beschaffenheit des untersuchten Phänomens und der geringen Anzahl an Fällen ein zu verfrühter Schritt. Welche der Aussagen tatsächlich generalisierbar sind, müsste in Folgestudien sowie unter Zuhilfenahme quantitativer Forschungsansätze untersucht werden. Diese Fallstudienuntersuchung zeichnet sich vielmehr durch ihren explorativen und deskriptiven Charakter aus und bietet reichhaltige Einblicke in konkrete Praxisfälle, die von Rezipient*innen situativ und individuell in den eigenen Kontext übertragen werden können. Die einzelnen Aspekte wurden in den Einzelfallstudien zu diesem Zwecke ausführlich beschrieben. In der fallübergreifenden Analyse wird auf eine erneute Vertiefung verzichtet und auf die relevantesten Aussagen und Erkenntnisse auf Meta-Ebene fokussiert. Details zu den verschiedenen Aspekten und Schlagworten können jeweils in den Einzelfallstudien nachgelesen werden. Die nachfolgende Visualisierung zeigt die Grundlogik der fallübergreifenden Analyse:

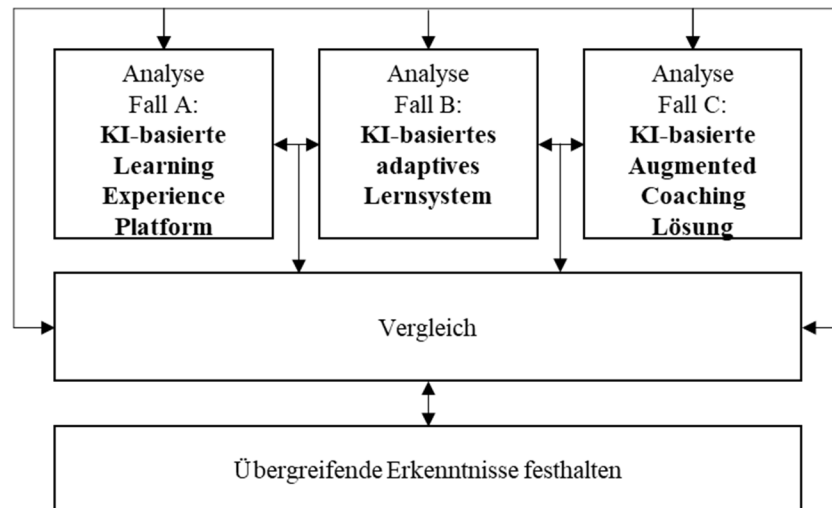


Abbildung 62: Prozess der fallübergreifenden Analyse
(eigene Darstellung)

Nachfolgend werden zentrale Themen fallübergreifend analysiert, diskutiert sowie zentrale Erkenntnisse zu Gemeinsamkeiten, Unterschieden und Spannungsfeldern festgehalten. Mit diesem Vorgehen sollen der Kern aus dem Vergleich der drei Fallstudien und folglich besonders relevant sowie interessant erscheinende Aspekte herausgeschält werden.

8.6.1 Heutige und künftige Anwendungen im Kontext von Corporate Learning

Es herrscht Einigkeit zwischen den Expert*innen, dass *KI-basierte Systeme kein Selbstzweck* sind und entsprechend nicht zwingend die neueste Technologie, sondern der Nutzen und die Wirksamkeit im Zentrum stehen sollten. Dies entspricht einer klaren Bevorzugung des Business-Pull statt des Technology-Push im Kontext von Corporate Learning. Die *Relevanz von Use Cases*, die die Bedürfnisse von Seiten Corporate Learning aufnehmen, wird in allen drei Fallstudien besonders betont. Indessen tritt die Unterschiedlichkeit von Zwecken und erhofften Nutzenpotenzialen zutage, die mit KI-basierten Systemen verfolgt werden. Tabelle 67 veranschaulicht die in den drei Fallstudien genannten Gründe und Nutzenpotenziale im Überblick.

Tabelle 67: Zusammenfassung der Nutzenpotenziale aus den drei Fallstudien
(eigene Darstellung)

	YourLearning@IBM	Domoscio@IFCAM	LeaderAmp@CoachNet
Übergeordnet	– LMS allein ist nicht mehr genug – Die traditionellen Ansätze der Personalentwicklung sind nicht mehr ausreichend	– Lebenslanges Lernen als Leitmotiv – Exploration neuer Technologien zur Lösung bekannter Probleme (verschiedene Optionen denkbar)	– Wahrscheinlichkeit, dass sich Menschen wirkungsvoll weiterentwickeln – LeaderAmp strebt nach mehr Wirkung und Qualität durch Coaching im organisatorischen Umfeld bei gleichzeitigem Streben nach mehr Effizienz
Effektiver	– Nutzungserfahrung: GAP zwischen Erlebnissen aus der Konsumentenwelt und digitalem Lernerlebnis – Eine Vielzahl an unterschiedlichen Geräten und unterschiedlichen Lernansätzen: Notwendigkeit eines "Lernbuffets" und eines "One-Stop-Shops" – Der Wunsch nach Orientierung: Was könnten die nächsten Schritte für mich sein? – Hyper-Personalisierung – Die zentrale Rolle der Vorgesetzten im Lern- und Entwicklungsprozess	– Mitarbeitende zu aktiven Lernenden machen – Mehr Nutzen für verschiedene Interessengruppen beim Lernen schaffen – Eine Einheitsgrösse reicht nicht aus, es sind mehr personalisierte Lernerfahrungen und eine stärker personalisierte Ausbildung erforderlich, die besser an die Bedürfnisse und das Niveau angepasst ist.	– Näher am Arbeitsalltag der Coachees sein, um mehr Wirkung zu erzielen – Zusätzliche Unterstützung zwischen den Coaching-Sitzungen – Ein sicherer Ort zum Üben – Verringerung der Voreingenommenheit im Coaching-Prozess
Effizienter	– Die begrenzte Zeit der Mitarbeitenden	– Mehr Geld verdienen durch Kostensenkung und Effizienz – Rationalisierung der Ausbildungszeit – Die Zeit der Mitarbeitenden wird besser verwaltet, so dass ein besseres Gleichgewicht zwischen Arbeits- und Ausbildungszeit erreicht wird. – Auf die Bedürfnisse jedes einzelnen	– Der Bewertungs- und Coaching-Prozess sollte kürzer, präziser, erschwinglicher und messbar werden.

		Lernenden eingehen, ohne die damit verbundenen Einschränkungen (d. h. nahe sein und ihnen Aufmerksamkeit schenken, ohne sich stundenlang mit der Korrektur und Analyse der Arbeit eines Einzelnen zu beschäftigen).	
Skalierung	Kein zentrales Motiv in der Fallstudie	Kein zentrales Motiv in der Fallstudie	– Skalierbarkeit von Coaching
Orientierung	– Kuratieren als Hilfe, um das Lernbuffet gezielt nutzen zu können – Abgleich von IST- und SOLL in Bezug auf Skills/Jobrollen	– Sicherstellung, dass die Mitarbeitenden über die erforderlichen Kompetenzen verfügen, um ihre Aufgaben mehr als angemessen zu erfüllen.	Kein zentrales Motiv in der Fallstudie
Erkenntnisse	– Für die Organisation: kein Überblick über Investitionen und Auswirkungen. Bedarf an mehr Transparenz und Einblicken	– Ermittlung des Schulungsbedarfs innerhalb des Unternehmens durch Analyse der Schulungsergebnisse zur kontinuierlichen Verbesserung und Ausrichtung künftiger Schulungsmassnahmen. – Messung der Lernergebnisse mit Hilfe von aufschlussreichen Analysen und benutzerfreundlichen Dashboards, um die Fortschritte der Lernenden klar zu erkennen.	– Mehr Messbarkeit des Fortschritts

Die folgenden zentralen Narrative lassen sich herauskristallisieren:

- LMS und One-size-fits-all-Lösungen reichen nicht mehr aus und die User Experience im Kontext von Corporate Learning hinkt den allgemeinen Entwicklungen auf dem Konsumentenmarkt hinterher.
- Eine höhere Lernerzentrierung und entsprechende Personalisierung sind notwendig, um die individuellen Lernbedürfnisse abdecken und eine höhere Wirkung entfalten zu können.

Die Umsetzung dieser Narrative erfolgt individuell und je nach erhofftem Nutzenpotenzial mehr in Richtung Effizienz oder Effektivität. Nachfolgende Tabelle fasst

zusammen, welche KI-basierten Anwendungen im Kontext von Corporate Learning in den drei untersuchten Fallstudien bereits im Einsatz sind. Die Tabelle umfasst die untersuchten KI-basierten Anwendungen und ist um Nennungen ergänzt, die die Interviewpartner*innen zusätzlich als Beispiele aus ihrer Praxis erwähnt haben.

Tabelle 68: Zusammenfassung KI-Anwendungen in den drei Fallstudien
(eigene Darstellung)

Prozessschritt	Beispiele aus dem Your-Learning@IBM-Fall	Beispiele aus dem Domoscio@IFCAM-Fall	Beispiele aus dem LeaderAmp@Coach-Net-Fall
Bedarfsklärung, Diagnostik und Lernzielsetzung	– Verschiedene Watson-Funktionalitäten – Auswertung von Rückmeldungen und Vorselektion/Scanning von meist grossen Datenmengen und kontinuierlich (24/7) – Eigene Entwicklungsplanung (Eigenverantwortung, selbstgesteuertes Lernen) durch Anleitung und Anregungen – Inspiration für Entwicklungsmassnahmen/Hilfe zur Selbsthilfe für Führungskräfte und Mitarbeitende zugleich – Berufs- und Karriereberatung unter Einbeziehung verschiedener Informationsquellen – Entwicklungsplanung im Team/mit der Führungskraft in der Rolle als Personalentwickler*in durch Aufzeigen von Benchmarks, Kompetenzlücken etc.	– Bewertung der Fähigkeiten und Interessen der einzelnen Lernenden – Verständnis für ganze Kohorten – Echtzeit-Diagnose von Stärken und Schwächen – Personalisierte Lernziele auf der Grundlage der Bewertungsergebnisse und des Vergleichs des eigenen Wissensstands mit anderen	– Computerunterstützte adaptive Assessments – Festlegung von Zielen auf der Grundlage der Ergebnisse von adaptiven Assessments
Konzeption und Erstellung von Lernangeboten	In dieser Fallstudie nicht explizit untersucht	– Indizien für wertvolle und austauschbare Elemente im Portfolio – Entwicklung der aussagekräftigsten Quizfragen im Hinblick	In dieser Fallstudie nicht explizit untersucht

		auf das Bestehen einer Prüfung – Vermittlung des effektivsten und kürzesten Weges zum Erreichen eines Lernziels	
Kuratieren und Orientierung	– Kuratieren – Lernempfehlungen und Erstellung von Lernpfaden – Tagging	– Pädagogische Beratung – Personalisierte Empfehlungen von Lernmaterialien – Massgeschneiderte Lernpläne/-pfade	– Nurture Notes – eCoaching/Prompting
Trainings und Kurse (online, hybrid, physisch) mit menschlichen Trainer*innen, Moderator*innen	In dieser Fallstudie nicht explizit untersucht	– Adaptives Lernen (Domoscio HUB)	– Instant Persuasion Coach
Moderierte Lern- und Reflexionsprozesse im Arbeitsfeld		In dieser Fallstudie nicht explizit untersucht	– EmotionMetricAI – Nurture Notes – eCoaching/Prompting – Tagebuchführung
Lernen on demand/selbstgesteuertes Lernen (ohne menschliche Trainer*innen, Moderator*innen)			
Erweiterte Trainings und Leistungshilfen/Lernen im Prozess der Arbeit/Performance-Support			
Austausch und Lernen von- und miteinander	– Vernetzung von Menschen mit anderen Menschen oder Inhalten		– Nurture Notes
Transfersicherung und Lernprozessbegleitung	– Reflexionshilfe	– Die Lernenden erhalten je nach ihrer Fähigkeit, Wissen zu behalten, personalisierte Erinnerungen	– eCoaching – Tagebuchführung – Nurture Notes

		– Langfristige Verstärkung durch die Lernenden (Domoscio LOCK) – Transferunterstützung für die Wahrscheinlichkeit der Anwendung des Gelernten im täglichen Leben	
Evaluation und Qualitätsentwicklung	In dieser Fallstudie nicht explizit untersucht	– Emotionale Analyse – Mehr Daten darüber, wie die Lernenden das soeben Veröffentlichte konsumieren – Feedback zur Qualität und Relevanz der Quizze im Kurs und zu den Lernprofilen innerhalb der Kohorte – Echtzeit-Dashboards für verschiedene Interessengruppen	– Time Trial – Rasch-KI
Rahmenbedingungen gestalten und Portfoliomanagement	– Marketing – Orientierungshilfe bei Beförderungen und Gehaltsentscheidungen durch Vergleiche	– Einblicke in die Art und Weise, wie Menschen lernen, welche Inhalte zu welchem Zeitpunkt, usw.	– Nurture Notes
Administration	In den Fallstudien nicht explizit untersucht		

Die Zusammenführung aller KI-basierten Anwendungen, die in den drei Fallstudienunternehmen bereits in der Umsetzung sind, zeigt, dass im Corporate-Learning-Kontext bereits viele der Prozessschritte und Elemente des Leistungsportfolios mit konkreten Anwendungsfällen hinterlegt werden können. Alle drei Fallstudien weisen zudem darauf hin, dass dem Thema ‚KI-basierte Systeme im Kontext von Corporate Learning‘ weiterführendes Potenzial zugesprochen wird.

Welche weiteren Potenziale zur Weiterentwicklung der untersuchten Anwendungen und ausserhalb der eigenen Praxis gesehen werden, fasst untenstehende Tabelle 69 zusammen. In der Tabelle wird die Unterscheidung vorgenommen, welche der Weiterentwicklungen konkret bei den untersuchten Lösungen und Unternehmen anstehen und welche Entwicklungslinien kurz- bis mittelfristig generell für KI-basierte Systemen im Bereich Corporate Learning gesehen werden. Hier ist zu beachten, dass keine längerfristigen Visionen erfragt wurden, sondern der Zeithorizont auf kurz- bis mittelfristig festgelegt wurde. Die Aussagen beziehen sich spezifisch auf den Corporate-Learning-Kontext.

Tabelle 69: Zusammenfassung KI-Entwicklungslinien
(eigene Darstellung)

	YourLearning@IBM	Domoscio@IFCAM	LeaderAmp@CoachNet
Konkrete nächste Schritte	– Die Entwicklung von einer Einzellösung zu einer integrierten Plattform wird sich fortsetzen, wie der Wechsel von LMS zu LXP zu TXP bereits zeigt – Zunehmend verwobenes Lern- und Entwicklungssystem innerhalb und außerhalb von HR-Systemen und HR-Prozessen – Anreicherung bestehender Systeme und Algorithmen mit mehr Daten und ständige Erweiterung und Optimierung der Funktionen	– Integration der Insellösung in das interne Mitarbeitendenportal – Verknüpfung verschiedener individueller Lösungen – Hinzufügen neuer Datenquellen – Bereitstellung neuer Funktionen für die Benutzenden zur Ermittlung des globalen Schulungsbedarfs der einzelnen Gruppeneinheiten, um den Schulungsplan zu kalibrieren – Kompetenzentwicklung im Arbeitskontext mit Micro-Doings – Matching Engine, um Gleichgesinnte oder Menschen, die sich gegenseitig helfen könnten, zu verbinden	– Optimierung der Datenbank für den Persuasion Coach
Vision/Ausblick	– Gestaltung und Entwicklung des Lernens – Adaptivere Lernsysteme: Erkenntnisse über den Schwierigkeitsgrad, eine angemessene Häufigkeit und relevante Inhalte, um individualisierte Lernpfade zu erstellen – Chunking und Tagging – Watson Project Debater und andere KI-Trainer – Homomorphic Computing	– Automatische Generierung von Schulungen – Tiefe Integration/zentralisierter KI-Kern von Algorithmen – Persönlicher KI-Trainer – Persönlicher Assistent mit künstlicher Intelligenz – Automatisches Tagging	– Genauere und oft unauffällige Messungen in Echtzeit – Echtzeit-Unterstützung in einem Mensch-zu-KI-Duo – Echtzeit-Unterstützung in einer Mensch-zu-Mensch-zu-KI-Trilogie – Hilfsmittel für die eigene Entwicklung – Hilfen zur Entscheidungsfindung – Neben der Vermischung verschiedener Analyseebenen, wie z. B. der individuellen, der Team- und der Organisationsebene, wird auch die Verschmelzung verschiedener Formen des Lernens und des Coachings vorhergesagt, z. B. eine Mischung aus formalen, interpersonellen

			und KI-gestützten Massnahmen. – Mehr Einblicke in die Auswirkungen und den Wert von KI-basierten Lösungen – Automatisierung der Qualitätskontrolle von KI-Algorithmen

Der Vergleich der verschiedenen Nennungen und Einschätzungen in Bezug auf heutige Anwendungen und weiterführendes Potenzial KI-basierter Systeme im Bereich Corporate Learning lässt folgende Schlüsse respektive Annahmen und Erkenntnisse zu. Neben der Aussage, dass der Einsatz KI-basierter Systeme *kein Selbstzweck* sein sollte und *sinnvolle Use Cases* zentral sind, zeichnen sich folgende Muster ab:

- *Hybride Lösungen als zielführender Weg:* Die Einschätzungen der Expert*innen und der Einblick in die untersuchten KI-basierten Systeme veranschaulichen, dass im Kontext von Corporate Learning nicht die neuesten Technologien zwingend die zielführendsten sein müssen. Teilweise wurde entschieden, statt einer modern AI-Lösung eine skriptbasierte Variante in das KI-basierte System zu integrieren und diese mit selbstlernenden Algorithmen zu ergänzen – insbesondere dort, wo zu wenige Daten vorhanden sind oder der Output besonderen Anforderungen unterliegt, die mit modern AI nur unscharf erfüllt werden könnte. Als Beispiel werden spezifische Konversationen und Formulierungen genannt.
- *Beliebte Zukunftsaussicht:* Beliebte und prominent aufgekommene Zukunftsaussichten, die gemäss den Expert*innen in den nächsten Jahren an Form gewinnen können, sind KI-basierte Trainer*innen und Lernumgebungen, beispielsweise Gesprächssimulationen (Watson Debater & Persuasive Coach), die Automatisierung der Erstellung von Content, die Optimierung adaptiver Lernsysteme hin zu einem höheren Grad an Personalisierung sowie die Weiterentwicklung KI-basierter Assessments hin zu mehr arbeitsintegrierten Lösungen.
- *Trend hin zu Ökosystemen, Ökosystem als möglicher Goldstandard für KI-basierte Systeme im Bereich Corporate Learning:* Ein übergeordneter Trend, der sich auf sämtliche Zukunftsaussichten beziehen lässt, ist der Ökosystem-Gedanke. Dies bedeutet die vermehrte Verknüpfung und Integration einzelner KI-basierter Anwendungen mit den unterschiedlichen Funktionen und der entsprechenden Herstellung automatisierter Datenflüsse zu übergreifenden Datenbanken, zum Beispiel ein Learning Record Store. Je verknüpfter und digitalisierter die Prozesse sind, desto mehr Potenzial und Daten sind vorhanden, um sie für

Corporate Learning zu nutzen. Was sich als logische Konsequenz abzeichnet, ist mit zahlreichen Herausforderungen verbunden. Aufgrund der Erkenntnisse aus den drei Fallstudien liegt die Vermutung nahe, dass sich Ökosysteme als Goldstandard und übergeordneter Erfolgsfaktor für einen nachhaltigen und wirkungsvollen Einsatz KI-basierter Systeme im Bereich Corporate Learning abzeichnen könnten. Wie solche Ökosysteme ausgestaltet sein könnten und wie gross diese aufgespannt werden, ist ein Forschungsdesiderat. Als Gedankenübung helfen die untersuchten Anwendungen und aufgeworfenen Zukunftsvorstellungen, deren Kombination ein erstes Ökosystem bilden könnten. Noch weiterführender könnte die Vorstellung sein, dass Mitarbeitende ihre persönlichen Daten bei einem Unternehmenswechsel mitnehmen können. Auf diese Weise kann der lebenslange Lerner/die lebenslange Lernerin immer besser abgebildet werden. Gleichwohl ist hier zu beachten, dass keine heiklen Unternehmensdaten mitgenommen werden können. Bei diesem Gedankenspiel bietet sich ferner an, das Thema Gig Work näher zu betrachten, bei dem Menschen mehrere Arbeitgeber*innen gleichzeitig haben können und der Arbeitsmarkt fluider ist als heute. Neben der Orientierung an Zukunftsvorstellungen ist praktisch einzubeziehen, aus welchen verschiedenen Systemen die benötigten Daten stammen sollten und welche Akteur*innen beteiligt sind. Stand heute handelt es sich jedoch bei den Praxisfällen noch um Silolösungen. Während das KI-basierte LXP Lernempfehlungen leistet und KI-basierte Orientierung über mögliche Lern- und Karrierepfade bietet, sind die einzelnen Lernangebote aktuell nicht mit KI erstellt oder angereichert. Umgekehrt wird bei IFCAM auf adaptive Lernmodule gesetzt, die sich dem Lernstand der Lernenden anpassen; dafür sind die Lernempfehlungen manuell erstellt und nicht KI-basiert. Im Fall von LeaderAmp werden beispielsweise Handlungsempfehlungen KI-basiert zugewiesen, die Formulierung der Handlungsempfehlungen wird hingegen von Menschenhand gestaltet. Allein aus diesen Beispielen lässt sich erkennen, dass die drei Fälle weiteres KI-Ausbaupotenzial aufweisen. Allerdings gilt zu beachten, dass je grösser und umfassender die KI-Elemente im Lernökosystem werden, desto grösser werden auch die Gefahren und Nachteile sein. Inhärente Datenverzerrungen oder zu vereinfachende Modelle von Menschen könnten sich dadurch negativ auswirken. Die Auseinandersetzung mit Chancen und Risiken ist daher im Rahmen von Ökosystemen in neuen Dimensionen zu denken.

- *Evolution statt Revolution:* Obwohl diese Aussage aufgrund der Komplexität des Themas und der Undurchsichtigkeit einzelner Entwicklungen mit Vorsicht

getroffen werden muss, zeigt sich im Rahmen der untersuchten Fälle eine Tendenz hin zur Evolution statt Revolution im Bereich KI-basierter Systeme in Corporate Learning. Die untersuchten Implementierungsstrategien veranschaulichen, dass die KI-basierten Systeme schrittweise weiterentwickelt werden und mit der Zeit an Funktionalitäten dazugewinnen. Alle der drei Fallstudien lassen sich als evolutionär einordnen. Da es sich um keine Plug-and-play-Lösungen handelt und sie kontinuierlich verbessert werden, erscheint der Fortschritt auch auf Makro-Ebene tendenziell evolutionär. Insbesondere die heute schwach ausgeprägte Datenlage lässt es unwahrscheinlich wirken, dass KI-basierte Systeme breitflächig und disruptiv den Corporate-Learning-Kontext verändern. Dennoch bleibt offen, ob es sich für Unternehmen oder einzelne Akteur*innen, die sich die nächsten Jahre nicht mit dem Thema ‚KI-basierte Systeme‘ befassen, dann doch als Revolution anfühlen könnte oder ob einzelne Rollen und Aufgaben disruptiv verändert werden.

- *Siloanwendungen als Verkörperung des aktuellen Stands in der Praxis:* Die Zielvorstellung der KI-hinterlegten Ökosysteme ist noch nicht eingelöst. In den drei untersuchten Fällen wird die Einführung des KI-basierten Systems als ein Weg beschrieben, der Zeit braucht und kein ‚Big Bang‘ ist. Die drei Fälle zeichnen sich durch einen Start als Silolösung aus. In Fall A werden bereits verschiedene Funktionalitäten und Systeme verknüpft, während die anderen beiden Fälle noch auf einen Anwendungsfall beschränkt bleiben.

Die identifizierten heutigen Anwendungen und Entwicklungslinien haben einen besonderen Mehrwert, da sie von Personen als kurz- bis mittelfristig realistisch eingeschätzt werden, die sich bereits in der Praxis und nicht nur theoretisch sowie direkt mit KI-basierten Systemen im Kontext von Corporate Learning befassen. Die heute bereits umgesetzten Anwendungen sowie die Entwicklungslinien werden in Teil D dieser Arbeit mit den Ergebnissen aus der Expertenstudie und der Literaturstudie verflochten und zu einem der Ergebnisse dieser Forschungsarbeit geformt. Diese Kombination verspricht eine umfangreiche Zusammenstellung denkbarer KI-basierter Anwendungen im Corporate-Learning-Kontext. Es ist zu beachten, dass die aufgeführten Anwendungsbeispiele jeweils in unterschiedlicher Form und in unterschiedlichen Zusammenspielformen zwischen Mensch und Maschine – Stichwort: Augmentation – eingesetzt werden können. Welche Varianten solcher Augmentationsformen in den drei Fallstudien umgesetzt werden, wird in der kommenden fallübergreifenden Analyse zusammengefasst.

8.6.2 Zusammenspiel zwischen Mensch und Maschine

Die Kenntnisse über die verschiedenen Formen von ‚The Missing Middle‘ bei der Anwendung KI-basierter Systeme im Bereich Corporate Learning verhelfen bei der Suche und Beurteilung neuer Use Cases. Die Varianten an unterschiedlichen Zusammenspielformen von Mensch und Maschine eröffnen mehr Optionen zum Einsatz eines KI-basierten Systems und liefern Hinweise, wie sich KI-basierte Systeme auf L&D-Rollen einsetzen lassen und auswirken können. Die Ausführungen in den Einzelfallstudien offenbaren eine Bandbreite an unterschiedlichen Augmentationsformen.

Tabelle 70: Fallübergreifende Analyse von ‚The Missing Middle‘
(eigene Darstellung)

The Missing Middle	YourLearning@IBM	Domoscio@IFCAM	LeaderAmp@CoachNet
Explizit in allen drei Fällen aufgekommene Gemeinsamkeiten	Verschiedene Formen von Arbeitsteilung: Die Fallbeispiele zeigen verschiedene Varianten an Arbeitsteilungen zwischen Mensch und Maschine auf. Allen gemein ist, dass zumindest zu Beginn und zum Trainieren des KI-basierten Systems mindestens ein Mensch involviert sein muss. Erst über die Zeit kann eine Arbeitsteilung erfolgen. Zumindest bei der Qualitätssicherung behält der Mensch einen Anteil an der Aufgabe. 1) Administrative und automatisierbare Aufgaben zur Maschine – Künstlich generierte und manuell bearbeitbare Teile (IBM) – Administration und Analyse der KI überlassen, um die menschliche Tätigkeit auf die Auslegung zu konzentrieren (Domoscio) – Sensibilisierung und soziale Aufgaben für den Menschen, repetitive und monotone Aufgaben für KI (LeaderAmp) 2) Skalierbare Aufgaben zur Maschine, zum Beispiel Tagging (IBM, Domoscio, LeaderAmp) 3) KI als Ausgangspunkt für menschliche Kreativität (Domoscio) 4) Klarere, präzisere Assessments und entsprechende Folgemaßnahmen (LeaderAmp) – hier ist der Mensch zum einen in die Erstellung der Assessments und zum anderen in die Definition geeigneter Massnahmen involviert, wobei bei beiden Tätigkeiten auch ein KI-Anteil vorkommen kann. KI-basierte Systeme als Verstärker menschlicher Stärken: – Denkhilfe (IBM) – Reichhaltigere Einblicke (IBM) – KI als Erweiterung des Coaches (LeaderAmp) – KI stärkt Menschen in ihren Stärken (LeaderAmp) – Immer verfügbar (LeaderAmp) – Mensch kann besser und schneller reagieren / Skalierter Support zwischen Sitzungen (LeaderAmp) – Größere Reichweite (LeaderAmp) – Möglichkeit, durch KI mehr psychologisches Fachwissen in Coaching-Prozesse einzubringen (LeaderAmp) – KI als Optimierer (Domoscio) – KI als Weg zur Weiterentwicklung der Personalentwicklung (Domoscio)		

	Ein vielversprechendes Zusammenspiel zwischen Mensch und Maschine wird darin gesehen, menschliche Stärken bewusst durch KI-basierte Systeme weiter zu stärken und gezielter einsetzen zu können. Im Fall von LeaderAmp ist das Ziel, den Coach durch verschiedene Unterstützungsarten wirkungsvoller zu machen und die Grenzen menschlicher Kapazitäten zu erweitern, etwa durch eine 24/7-Verfügbarkeit, kontinuierliche Analyse von Aktivitäten zwischen den Coachings-Sessions oder dem Ansprechen verschiedener Anspruchsgruppen zur geeigneten Zeit, um den*die Coachee in seinen*ihren Transferaufgaben zu unterstützen. KI-basierte System übernehmen für den menschlichen Coach nicht Aufgaben oder Wertigkeit, sondern erhöhen Letztere sogar.
Vermutung, dass die Varianten in allen drei Fällen auftreten könnten, auch wenn nicht in allen Fällen explizit genannt	Einsatz KI-basierter Systeme bei mangelnden menschlichen Ressourcen: – KI-Lösung als Lückenfüller (LeaderAmp) Auch wenn im Direktvergleich eine Aufgabe von einem Menschen besser wahrgenommen werden könnte als durch ein KI-basiertes System, ist diese Variante oft durch die verfügbaren Ressourcen oder die dadurch entstehenden Kostenfolgen limitiert. Als anschauliche Beispiele hierfür gelten Tutoring oder persönliches Coaching. KI-basierte Systeme können in solchen Fällen als zweitbeste Lösung zum Zuge kommen und beispielsweise einer grösseren Menge an Personen Zugang zu Coaching-Leistungen bieten. LeaderAmp kombiniert beide Varianten, indem die reine KI-basierte Coaching-Lösung als Time Trial eingesetzt wird, um herauszufinden, welche Personen intrinsisch genug motiviert und Erfolg versprechend sind, ein menschliches Coaching in Anspruch zu nehmen. Diejenigen, die den Time Trial bestehen, erhalten in einem zweiten Schritt Zugang zu einem menschlichen Coach. Qualitätssicherung: – Der Mensch hat das letzte Wort (IBM) – Qualitätssicherung (LeaderAmp) In den Fällen offenbaren sich zwei verschiedene Varianten. Zum einen wird dem Menschen eine relevante Rolle in der Qualitätssicherung KI-basierter Systeme zugesprochen. Zum anderen können wiederum KI-basierte Systemen eingesetzt werden, um automatisierbare Qualitätssicherungen vorzunehmen. Es erscheint von Bedeutung, dass die finale Verantwortung für die Qualität des KI-basierten Systems beim Menschen liegt. Zentrales Thema im Bereich der Qualitätssicherung sind Verzerrungen/Bias. Bias können beim Menschen und bei der Maschine auftreten. Unterstützung bei Entscheidungen: – Unterstützung bei Entscheidungen (IBM) – Denkhilfe (IBM) – KI als dritte Quelle fügt eine weitere Qualität hinzu (LeaderAmp) Die Erkenntnisse, die mit KI-basierten Systemen gewonnen werden können, werden als Entscheidungshilfen eingesetzt. In den Beispielen tritt zutage, dass die Entscheidung selbst weiterhin beim Menschen liegt und je nach Fall auch weitere Informationsquellen beigezogen werden. Vorteile der KI-basierten Informationsquelle wird im Aufdecken von ansonsten im Verborgenen bleibenden Mustern in grossen und für den Menschen nicht einfach analysierbaren Datenmengen sowie einer neutralen und datenbasierten Sicht auf verschiedene Situationen gesehen. Als Mehrwert gilt beispielsweise auch, dass Entscheidungen besser mit Fakten hinterlegt werden können, was zu mehr Fairness und Transparenz beitragen kann. Die Interpretation der Ergebnisse eines KI-basierten Systems obliegt weiterhin dem Menschen und hängt auch zukünftig von normativen Orientierungen und anderen Einflussfaktoren ab. Je nach Beschaffenheit der

	eingesetzten Algorithmen kann es jedoch eine Herausforderung sein, die Ergebnisse des KI-basierten Systems nachzuvollziehen und korrekt zu deuten.

Was die Beobachtungen in den Fallstudien zum Zusammenspiel zwischen Mensch und Maschine im Kontext von Corporate Learning bedeuten und welche Schlüsse daraus gezogen werden können, wird in Teil D dieser Arbeit in Unterkapitel 9.6 präsentiert. Eine Vertiefung der Rollen und Aufgaben von L&D-Professionals im Zusammenhang mit KI-basierten Systemen folgt in der nachstehenden Auswertung.

8.6.3 Rollen von L&D-Professionals im fallübergreifenden Vergleich

Welche Rollen von L&D-Professionals werden in den Fallstudien im direkten Zusammenspiel mit der Nutzung KI-basierter Systeme erwähnt? Die folgende Auflistung gibt eine erste Antwort auf diese Frage. Es handelt sich hierbei grösstenteils um Rollen und teilweise um als besonders relevant erachtete Aufgaben.

Tabelle 71: Zusammenfassung L&D-Rollen in den Fallstudien
(eigene Darstellung)

Nennungen	Rollenbezeichnung
Lerndesigner*in (IBM) Lerndesigner*in (Domoscio) Hüter*innen des Fachwissens (LeaderAmp)	Lerndesigner*in
Datenanalyst*in (IBM) Sicherstellung der Qualität von Modellen und Algorithmen (Domoscio)	Datenspezialist*in
Marketing (IBM) Kommunikation und Erwartungsmanagement (LeaderAmp)	Marketing- und Kommunikationsspezialist*in
Vertrauenswürdige Beratung (IBM) Personalentwicklung nimmt eine strategischere Rolle ein (LeaderAmp)	Strategische*r Berater*in
Weiterentwickler*innen/Feedback-Messenger*innen (IBM)	Weiterentwickler*in
Befähigung für verschiedene Zielgruppen (IBM)	Lernbegleiter*in und Lernermöglicher*in
Early Adopter, bestmögliche*r Nutzer*in und Vorbild (IBM)	Vorzeige Nutzer*in
Tagging (IBM)	Tagger*in/KI-Trainer*in
Fachexperten/SME (Domoscio)	SME
Ethische Verantwortung (LeaderAmp)	Verantwortliche*r für Ethik
Technikaffinität und Affinität zur Nutzung von KI-Inputs (LeaderAmp)	Digitale*r Spezialist*in
HRD-Expert*in/ Schnittstellenperson für die Use Case-Erstellung (Domoscio)	Use Case Generator*in
Orchestrator eines interdisziplinären und virtuellen Teams (Domoscio)	Team Orchestrator*in
Design-Gurus/Design-Thinking-Gurus (IBM)	Design Guru
Content- und Merchandise-Fanatiker*innen (IBM)	Inhalts- und Angebotsverantwortliche*r

Kurator*innen und Community-Leiter*innen (IBM)	Kurator*in Community Leader*in
Trendscout (IBM)	Trendscout
Portfolio Manager*in (IBM)	Portfolio Manager*in
Strategische Personalplanung (IBM)	Strategische Workforce Planer*in
Cloud-Lösungsarchitekt*innen (IBM)	Architekt*in von Cloud-Lösungen

Aus der Auswertung geht hervor, dass einige bekannte Rollen von L&D-Professionals im direkten Zusammenspiel mit KI-basierten Systemen relevanter werden. In allen drei Fallstudien werden folgende Themen explizit erwähnt:

- Use-Case-Generierung für die Anwendung KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning durch L&D-Professionals
- Vertiefte fachliche und theoretische Kenntnisse zur Gestaltung von Lehren und Lernen
- Kommunikation und Marketing rund um die Einführung und Nutzung der KI-basierten Lösung
- Befähigung und Beratung verschiedener Anspruchsgruppen zur zweckmässigen Nutzung der KI-basierten Lösung

Bei der Use-Case-Generierung, aber auch bei der Mitentwicklung KI-basierter Systeme erscheint das fachspezifische Corporate-Learning-Wissen als besonders bedeutend. Das Einbringen und Überprüfen von Corporate-Learning-spezifischer Modelle und -Theorien ist zentral, um die KI-basierten Systemen sinnvoll und wünschenswert aufzusetzen. Innerhalb eines L&D-Teams werden zudem Personen relevant, die an der Schnittstelle zwischen Fach und Computer sowie Data Science die Brücke schlagen und zwischen den Disziplinen ‚übersetzen‘ können. Eine solche Person kennt die Use Cases und das Fachgebiet des Corporate Learning gut, kann aber auch die Potenziale und Grenzen KI-basierter Lösungen einschätzen. Auch erscheint aufgrund der Aussagen aus den Fallstudien wahrscheinlich, dass sich L&D-Professionals durch den Einsatz KI-basierter Systeme tendenziell strategischer ausrichten können. In zwei von drei Fallstudien wird diese Tendenz explizit betont. Neben bereits bekannten Rollen von L&D-Professionals im Kontext der digitalen Transformation kommen neue Rollen dazu, die spezifisch für die Entwicklung und den Betrieb einer KI-basierten Lösung als relevant erscheinen. Hier erscheinen insbesondere die Rollen des*der Daten Analyst*in und die Verantwortungsübernahme in Bezug auf ethische Themen zentral.

Wie bereits im Kontext mit dem Zusammenspiel zwischen Mensch und Maschine aufgezeigt, existieren zum aktuellen Zeitpunkt wenige Hinweise dahin gehend, dass L&D-Professionals vollständig durch Maschinen ersetzt werden. Allerdings belegen die Fallstudien, dass bestimmte Rollen, Aufgaben und Kompetenzen durch den Einsatz eines

KI-basierten Systems ausschlaggebender werden. Aus der vergleichenden Zusammenfassung zu den Rollen von L&D-Professionals im Zusammenspiel mit KI-basierten Systemen lassen sich diesbezüglich übergeordnet folgende Erkenntnisse festhalten:

- *Neue Aufgaben, die erst durch den Einsatz eines KI-basierten System relevant werden, aber gleichzeitig augmentiert werden können:* Einige der Aufgaben und Rollen im Zusammenspiel mit KI-basierten Systemen werden im Kontext von Corporate Learning erst durch den Einsatz eines KI-basierten Systems relevant. So wäre beispielsweise das Tagging ohne ein KI-basiertes System in der L&D-Rollen-Landschaft nicht zwingend nötig. Interessant erscheint das Potenzial KI-basierter Systeme, dass sie solche neuen Aufgaben und Rollen wiederum direkt augmentieren können. Dies ist indes mit Aufwand bei der Entwicklung des entsprechenden Algorithmus oder eines weiteren KI-basierten Systems verbunden.
- *Begleitung und Gestaltung von Rahmenbedingungen* nehmen an Relevanz zu: Der alleinige Einsatz KI-basierter Systeme bedeutet nicht, dass die entsprechenden Rahmenbedingungen dazu passen. So kann die gewünschte Nutzung eines KI-basierten LXP beispielsweise darunter leiden, dass keine Zeit für die Nutzung gewährleistet wird. Auch eine fehlende Bekanntheit oder unzureichende Einbettung in die restliche Arbeits- und Lernlandschaft können durch L&D-Professionals aufgefangen und gestärkt werden. Eine weitere bedeutende Aufgabe wird L&D-Professionals in der Begleitung der Nutzer*innen und weiterer Anspruchsgruppen zugesprochen. Da die Art und Weise der Nutzung des KI-basierten Systems einen grossen Einfluss auf die Realisierung des Mehrwerts hat, gilt es, entsprechend zur Nutzung zu befähigen und die Nutzung zu begleiten.
- *L&D-Fachwissen scheint an Bedeutung zuzunehmen:* Eine relevante Komponente KI-basierter Systeme bilden die dahinterliegenden Modelle. Diese sind zentral, um die Qualität und Wirkung der KI-basierten Systeme normativ wünschbar und sinnvoll erreichen zu können. Um die Qualität abschätzen und Modelle sinnvoll entwickeln zu können, ist Fachwissen erforderlich. Dafür braucht es vertiefte Expertise in Psychologie, Pädagogik, Soziologie und weiteren eng mit Corporate Learning verknüpften Disziplinen. Das Kennen verschiedener Modelle und Theorien sowie eine kritische Reflexion über Sinn und Unsinn von deren Einsatz in einem KI-basierten System erscheinen wichtiger zu werden. Es sind Fachpersonen vonnöten, die Aussagen auf ihren Mehrwert und ihre Richtigkeit hin einschätzen können. Beispiel: Wie viel sagt die Beendigung eines Lernvideos (Completions) über die tatsächlich erworbenen Skills oder gar Kompetenzen aus? Hier müssen Annahmen getroffen und möglichst gut

eingeschätzt werden. Dessen ungeachtet ist ein gemeinsames Commitment erforderlich, wie und durch welche Modelle und Daten die komplexe Realität sinnvoll vereinfacht dargestellt werden kann. Als besonders relevante Basis für KI-basierten Systeme erscheinen Kompetenzmodelle und damit verbundene Kompetenz- sowie Skills-Taxonomien. Wie solche Modelle aufgebaut sein sollten und welche unterschiedlichen Herangehensweisen sich dazu ergeben, erscheint ein interessantes Forschungsfeld und wird als Forschungsdesiderat festgehalten.

- *Prozesse neu denken können*: Eine weitere Kompetenz, die in Kombination mit KI-basierten Systemen relevant erscheint, ist die Fähigkeit, Prozesse so zu denken und zu gestalten, dass sie sich für KI-basierte Systeme eignen und deren Potenziale bestmöglich ausschöpfen können. Dies erfordert Kenntnisse um die Funktionsweise KI-basierter Lösungen, aber auch ein fundiertes Verständnis der Problemstellungen und Abläufe von Corporate Learning.
- *Tech savviness*: Die Entwicklung, Nutzung und Betreuung KI-basierter Systeme erfordern digitale Kompetenzen. Die Anforderung, mit digitalen Systemen arbeiten und diese sinnvoll einsetzen zu können, erhöht sich durch den Einsatz eines KI-basierten Systems.

Es wird deutlich, dass viele der relevanten Rollen im Zusammenhang mit einer KI-basierten Lösung gleichzeitig durch KI ergänzt werden können. Die Liste enthält verschiedene, teilweise neue Anforderungen an die HRD-Funktion. Es ist indes nicht möglich, dass eine Person allein sämtliche Kompetenzen und Rollen abdecken kann. Vielmehr geht es darum, schlagkräftige und agile Teams zusammenzustellen, die in ihrer Gesamtheit die bestehenden und neuen Anforderungen erfüllen können. Ob die Kompetenzen und Rollen in einer Personalentwicklungsabteilung gebündelt oder in einem virtuellen, agilen Team abgedeckt werden, ist dabei unerheblich. Von Bedeutung ist allerdings, dass die Rollen installiert werden und dass sie nachhaltig sind. Keine der Rollen hat einen kurzfristigen Projektcharakter, da sich das KI-basierte System kontinuierlich weiterentwickelt und auch weiterentwickelt werden sollte.

Die identifizierten Rollen lassen sich wie folgt in die Augmentationsstrategien einordnen:

Tabelle 72: Einordnung L&D-Rollen nach Augmentationsstrategien
(eigene Darstellung)

Aug- menta- tions- strate- gie	Step in	Step up	Step forward (Build Steps)	Step aside	Step narrow
Rollen	– Datenspezialist*in – Digitale*r Spezialist*in – Kurator*in – Lerndesigner*in – Subject Matter Expert*in (SME) – Tagger*in/KI-Trainer*in – Vorzeigeanutzer*in	– Use Case Generator*in – Verantwortliche*r für Ethik	– Architekt*in von Cloud-Lösungen – Design-Guru – Inhalts- und Angebotsverantwortliche*r – Marketing- und Kommunikationsspezialist*in – Portfolio Manager*in – Team Orchestrator*in – Trendscout – Weiterentwickler*in	– Community Leader*in – Enabler and learning companion for different target groups – Lernbegleiter*in und Lernermöglicher*in – Strategische*r Berater*in – Strategische Workforce Planer*in	Ausserhalb des Forschungsfokus

In dieser Fallstudie wurde nicht explizit untersucht, welche menschlichen Stärken, Rollen und Aufgaben von L&D-Professionals als besonders zukunftssträftig beurteilt werden, sondern der Fokus auf die Beobachtung der aktuell relevanten Rollen im Zusammenspiel mit den untersuchten KI-basierten Systemen gelegt. Allerdings wurden in den Fallstudien drei Stärken von Menschen besonders erwähnt:

- Menschen mit der Fähigkeit, den Kontext einzubeziehen und vernetzt zu Denken (IBM)
- Menschen mit ethischer Verantwortung beim Einsatz von KI (Domoscio)
- Training der Algorithmen erfordert menschliche Fähigkeiten (LeaderAmp)

Es ist zu beachten, dass es sich bei den identifizierten Rollen um solche handelt, die grundsätzlich zentral sind im Zusammenspiel mit einem erfolgreichen Einsatz eines KI-basierten Systems. Ob die Rollen alle in einem festen L&D-Team verankert sind oder sich auf verschiedene Abteilungen oder sogar verschiedene Unternehmen aufteilen und wie die Rollen sowie Aufgaben unter verschiedenen Personen aufgeteilt werden, wird nicht vertieft untersucht. Grundsätzlich sind verschiedene Varianten denkbar. Drei davon zeigen die Fallstudien. Obwohl die Zusammenarbeitsformen nicht im Zentrum des

Interesses dieser Forschungsarbeit liegen, haben sich induktiv dennoch interessante Einblicke ergeben und sollen daher auch aufgeführt werden. In allen drei untersuchten Fällen tritt zutage, dass verschiedene Personen und Rollen an der Entwicklung und Einführung KI-basierter Systeme beteiligt sind. Allerdings gestalten sich die Konstellationen unterschiedlich:

Tabelle 73: Interne und externe Zusammenarbeitskonstellationen
(eigene Darstellung)

Fall A: KI-basierte Learning Experience Platform	Fall B: KI-basiertes adaptives Lernsystem	Fall C: KI-basierte Augmented Coaching Lösung
Internes Entwicklungsteam, das sich aus den verschiedenen Disziplinen zusammensetzt	Kooperation mit externem Anbieter mit KI-Expertise und KI-basiertem System als Angebot und L&D-Spezialist*en	Kooperation mit externem Entwicklungspartner zur Erstellung des KI-basierten Systems

Trotz der verschiedenen Varianten lassen sich Gemeinsamkeiten ausmachen:

- Wie bereits im theoretischen Bezugsrahmen vermutet, zeigt sich in den Fallstudien, dass nicht alle der notwendigen Kompetenzen und Rollen durch herkömmliche L&D-Professionals abgedeckt werden müssen. So erscheint unwahrscheinlich, dass L&D-Professionals umfangreiche und ausreichend tiefe technische Kompetenz erlangen können, um KI-basierte Systeme selbst zu entwickeln. Es geht vielmehr darum, die notwendigen Kompetenzen und Rollen als Team abzudecken und von Seiten L&D in den relevanten Aspekten und anhand von Fachperspektive mitprägen zu können. Das erforderliche technische Wissen und fehlende Kompetenzen können beispielsweise durch Neuzusammensetzungen des Teams und Kooperationen dazugewonnen werden.
- Inter-, multi- und transdisziplinäre Teams scheinen eine Notwendigkeit bei der Entwicklung und Umsetzung KI-basierter Systeme zu sein. Im Idealfall wird gemäss der Aussage in einer Fallstudie auf interkulturelle Teams gesetzt.
- In allen drei Fällen ist das Kernteam mindestens aus verschiedenen Personen aus verschiedenen Abteilungen zusammengesetzt, in zwei Fällen sind interne und externe Expertisen kombiniert. Es erscheint wahrscheinlich, dass eine Kombination aus intern und extern häufiger auftreten wird, da insbesondere die KI-Expertise nicht in allen Unternehmen vorhanden ist und nur schwierig in der notwendigen Tiefe aufgebaut werden kann.
- Der Netzwerk- und Ökosystemgedanke lässt sich somit nicht nur im Bereich KI-basierter Anwendungen feststellen, sondern ebenfalls im Bereich der an der Entwicklung und Gestaltung beteiligten Menschen.

- In Bezug auf die Arbeitsweise werden agile statt lineare Zusammenarbeitsformen und Methoden wie Design Thinking oder das bewusste Arbeiten mit Minimum Viable Products (MVP) sowie eine iterative Entwicklung als relevant herausgestellt.
- In zwei der drei Fällen wurde die erforderliche Expertise aus internen und externen Akteur*innen sichergestellt. Hier erscheint es relevant, dass es sich nicht um zeitlich begrenzte Zusammenarbeiten handelt, sondern um längerfristige Kooperationen. Diese langfristige Ausrichtung ist wiederum darin begründet und notwendig, da KI-basierte Systeme einer kontinuierlichen Weiterentwicklung unterliegen.

Es erscheint als interessant, dass die in dieser Fallstudienanalyse identifizierten Rollen grundsätzlich wiederum von KI-basierten Systemen gestützt werden können. Wie sich zudem als Fazit der Auswertung zu den Rollen von L&D-Professionals bereits herauskristallisiert, spielen L&D-Professionals und die notwendigen Rollen im Zusammenhang mit einem KI-basierten System im Kontext von Corporate Learning eine relevante Rolle. Die Faktoren einer erfolgreichen Adoption sind jedoch nicht nur auf solche Rollen beschränkt. Nachfolgend werden die Erfolgsfaktoren fallübergreifend analysiert und die zentralen Erkenntnisse dazu zusammengefasst.

8.6.4 Faktoren einer erfolgreichen Adoption im Vergleich

Die fallübergreifende Analyse der Erfolgsfaktoren veranschaulicht, dass trotz der bewussten Auswahl an Extremfällen Gemeinsamkeiten und Regelmässigkeiten ausgemacht werden können, es aber auch fallspezifische Unterschiede gibt. Nachfolgend werden zentral erscheinende Erkenntnisse aus der Analyse der Erfolgsfaktoren diskutiert und festgehalten. Interessant erscheinen insbesondere die Gemeinsamkeiten, die sich trotz der bewusst vorgenommenen Auswahl an Extremfällen und unterschiedlichen KI-basierten Anwendungen ergeben. Diese Aspekte können Hinweise für eine spätere Generalisierung im Rahmen von Theoriebildung bieten. Die Erfolgsfaktoren unterscheiden sich darin, ob sie allgemeine Erfolgsfaktoren erfolgreicher Adoptionen von verschiedenen Innovationen sein können oder sich explizit auf den Aspekt beziehen, dass es sich um ein KI-basiertes System handelt. Da die Untersuchung der drei Fälle deutlich belegt, dass ein Zusammenspiel an diversen soziotechnischen Erfolgsfaktoren zu einer erfolgreichen Adoption führen kann, erscheint es allerdings als nicht sinnvoll, sich in der nachfolgenden Diskussion strikt auf die KI-spezifischen Erfolgsfaktoren zu beschränken. Vielmehr werden diejenigen Erfolgsfaktoren diskutiert und pointiert hervorgehoben, denen aufgrund der Erkenntnisse aus den drei Fallstudien eine besondere Relevanz

zukommt. Noch einmal als relevant ist hervorzuheben, dass eine Nichterfüllung eines Erfolgsfaktors je nach Beschaffenheit entweder zu einem Scheitern führen kann oder aber das Resultat in seiner Qualität schwächt, aber nicht scheitern lässt. Es zeigt sich, dass sich die Grundannahme bestätigt, dass bei der Untersuchung der erfolgreichen Adoption eines KI-basierten Systems eine soziotechnische Betrachtung zielführend ist. Die Erkenntnisse aus den Fallstudien weisen nach, dass neben den technischen Komponenten auch die anderen drei Komponenten relevant sind und nur die Beachtung aller vier Systemkomponenten eine erfolgreiche Adoption wahrscheinlich werden lässt. Nachfolgend werden pro Bestandteil des soziotechnischen Systems zentrale Aussagen diskutiert und somit die Haupteckdaten aus dem Vergleich der drei Fallstudien verbalisiert. Die Diskussion hegt nicht den Anspruch auf Vollständigkeit, sondern auf das Hervorheben besonders zentral erscheinender Aspekte. Details und Ergänzungen können in den Einzelfallstudien nachgelesen werden.

Akteur*innen

- Change Management (Schwerpunkte: Minimierung der Sorgen von L&D-Professionals, Adressierung des Umgangs mit den Daten gegenüber Mitarbeitenden, Erwartungsmanagement zum Mehrwert und den Grenzen des KI-basierten Systems)
- Befähigung und Kommunikation (zentrale Eigenschaften hierzu: proaktiv, transparent und kontinuierlich und besonderes Augenmerk auf die Förderung der digitalen Kompetenzen und Fähigkeiten zur angemessenen Nutzung des KI-basierten Systems)
- Top Management Commitment
- Lernkultur/Unternehmenskultur
- Persönliche Relevanz
- Stakeholdermanagement für zentrale Stakeholder*innen wie: Mitarbeitende, Führungspersonen, L&D-Professionals, Topmanagement, IT-Abteilung, externe Kooperationspartner*innen, Data Analyst*innen
- Arbeit in multidisziplinären Teams

Drei Erfolgsfaktoren wurden im Bereich von Actors in allen drei Fallstudien explizit erwähnt und als besonders relevant befunden und ausgeführt:

- Changemanagement
- Befähigung und Kommunikation
- Top Management Commitment

Diese Erfolgsfaktoren sind nicht per se KI-spezifisch, sondern verkörpern bekannte Adoptionsfaktoren (Bruch & Block, 2017, S. 58). Allerdings zeigen sich in der

Ausprägung dieser drei Erfolgsfaktoren Aspekte, die KI-spezifisch sind, insbesondere durch die Begriffsverwendung sowie das damit einhergehende Erwartungsmanagement.

Changemanagement: Als interessanter Aspekt tritt zutage, dass die Nutzung des Begriffs der KI Reaktionen auslösen und Folgen haben kann, denen entgegengetreten werden muss. Zwei prominente Erfolgsfaktoren sind dabei eine gute Information und Einbindung von L&D-Professionals sowie das Erwartungsmanagement gegenüber den Zielgruppen Führungspersonen und Mitarbeitenden. Besonders betont wird, dass die Verwendung des Begriffs der KI mit Vorsicht geschehen werden sollte. Je nach Vorwissen der Anspruchsgruppen kann der Einsatz von KI sowohl positiv als auch negativ gewertet werden. Durch den Vergleich der drei Fälle kristallisieren sich drei Hauptthemen heraus, die durch den Begriff der KI besonders ausgelöst werden und im Rahmen von Changemanagement besonders zu adressieren sind: 1) Sorgen von L&D-Professionals bezüglich Substitution und Auswirkungen auf das eigene Tätigkeitsfeld, 2) Sorgen von Seiten der Mitarbeitenden in Bezug auf die Datenverwendung, 3) Hervorrufen überhöhter Erwartungen aufgrund des KI-Begriffs.

1. In allen drei Fällen wurden Sorgen von L&D-Professionals erwähnt, die auftreten, wenn der Begriff der KI fällt. In einer der Fallstudien wurde sogar abgewogen, nicht zu erwähnen, dass es sich um ein KI-basiertes System handelt, um keine Substitutionsängste zu schüren. Gleichwohl erschien dies als kein gangbarer Weg, da Transparenz und das Adressieren dieser Sorgen als zentral erachtet werden. Von Seiten der L&D-Professionals scheint gemäss den Fallstudien somit eine gewisse Grundskepsis zu bestehen, was die Einführung und Nutzung eines KI-basierten Systems im Bereich Corporate Learning betrifft. Es wird insbesondere die *Sorge betont, von KI ersetzt zu werden*. Obwohl das Eintreten dieser Sorge von den Interviewpartner*innen als unrealistisch bezeichnet wird, gilt es dennoch, diese frühzeitig und proaktiv zu adressieren. Letzteres ist darin begründet, dass die Initiativen in den untersuchten Fällen von einer Teilgruppe der HRD-Abteilung initiiert wurde, was aber nicht bedeutet, dass automatisch alle anderen L&D-Professionals informiert und von Beginn von der KI-basierten Lösung überzeugt gewesen sind. Als Strategien zum Umgang mit dieser Sorge bietet sich an, das Konzept der Augmentation gut zu thematisieren und die Vorteile des Einsatzes des KI-basierten Systems gezielt auf die L&D-Professionals hervorzuheben. Dazu gehört beispielsweise, dass aufgrund des Einsatzes eines KI-basierten Systems neue Aufgaben wie das Tagging anfallen, die ohne KI-basierte Unterstützung für die L&D-Professionals zeitaufwändig und mühsam sein können oder ohne KI-basierte Systeme nicht ausreichend schnell, personalisiert und

skaliert gewisse Kompetenzen gefördert werden können. Als zentrale Aspekte werden darüber hinaus Aufklärung, Befähigung und frühzeitiger Einbezug von L&D-Professionals in die Funktionsweise des KI-basierten Systems erwähnt. In den Fallstudien wurden die L&D-Professionals eigens geschult und in die Grundlagen von KI eingeführt, um ein realistisches Verständnis von KI zu schaffen. Obwohl die Sorge bezüglich der Substitution durch ein KI-basiertes System als unwahrscheinlich gilt, ist dennoch davon auszugehen, dass sich die Tätigkeiten und dafür benötigten Kompetenzen von L&D-Professionals in direktem Zusammenspiel mit einem KI-basierten System je nach Einsatzgebiet mehr oder weniger ändern. Dies muss wiederum kommuniziert werden, um die Weiterentwicklung der eigenen L&D-Organisation und der -Professionals transparent und realistisch vorwärtstreiben zu können.

2. Von Seiten der Mitarbeitenden wird insbesondere die *Sorge nach dem Umgang mit Daten* erwähnt. Als Strategie zum Umgang mit dieser Sorge werden Transparenz über den Verwendungszweck und Erkennen des Sinns und Nutzens der KI-basierten Lösung als relevante Faktoren genannt. Auch das klare Aufzeigen, welche Teile der Lösung welche KI-Funktionalitäten umfassen und wie sich dies auswirkt, wird als ausschlaggebend genannt. Was macht das System genau? Was geschieht mit meinen Daten? Die proaktive Kommunikation zu diesen Aspekten erscheint relevant.
3. *Erwartungsmanagement* ist ein weiterer Aspekt, der eng mit der Bezeichnung ‚KI‘ verbunden ist. Der Begriff der KI löst nicht nur begründete und häufig auch unbegründete Ängste in Bezug auf eine mögliche Substitution aus, sondern bringt auch hohe Erwartungshaltungen mit sich. Werden diese nicht realistisch gesetzt und wird das KI-basierte System nicht korrekt positioniert, können Enttäuschungen aus der Nutzung entstehen. Insbesondere zu Beginn und während der Phase, in der das Cold-Start-Problem noch nicht gelöst ist, könnten Nutzende ansonsten aufgrund einer ersten negativen Nutzungserfahrung und nicht ideal geeigneten Empfehlungen oder anderen Personalisierungsfunktionen von einer weiteren Nutzung abgeschreckt werden. Hier wird als Strategie genannt, möglichst von Beginn an realistische Vorstellungen über die Funktionalitäten und Grenzen des Systems zu kommunizieren und einen bewussten Umgang damit zu fördern. Dazu bietet sich an, die User Experience adäquat zu beschreiben oder intuitiv durchzuführen. Wie funktioniert das System, wie muss ich es bedienen, was macht es, was kann ich erwarten, was sagen die Empfehlungen aus und was

nicht etc. Es gilt, einen reflektierten und informierten Umgang mit KI-basierten Systemen und deren Ergebnissen zu schaffen.

Als gemeinsames Merkmal zwischen den verschiedenen Schwerpunktthemen im Bereich des Changemanagements offenbaren sich *Proaktivität und Transparenz*, mit denen das System positioniert und kommuniziert werden sollte.

Befähigung und Kommunikation: Die drei Fallstudien veranschaulichen, dass die KI-basierten Lösungen nicht ohne zusätzliche Begleitung und Befähigung ihr volles Potenzial entfalten können. In allen drei Fällen wurden Befähigungsmassnahmen umgesetzt. Es erscheint relevant, dass Befähigung und Kommunikation nicht nur zu Beginn der Einführung von Bedeutung sind, sondern beides auch über die Zeit eingeplant und umgesetzt wird. Dies ist nicht zuletzt dadurch bedingt, dass sich das System ständig weiterentwickelt und dass auch ein KI-basiertes System es nicht automatisch schafft, das Thema Lernen und Entwickeln als Top-Priorität im Arbeitsalltag zu verankern. In den Fallstudien tritt zutage, dass eine häufige Nutzung hilft, das System korrekt anzuwenden und mit den Veränderungen Schritt zu halten. In Bezug auf Befähigung erscheint auch wahrscheinlich, dass in die allgemeinen digitalen Kompetenzen der Mitarbeitenden und L&D-Professionals investiert werden muss, damit sie die KI-basierten Systeme korrekt nutzen können. Ein Hindernis, das in den Fallstudien aufkommt, ist die nicht ausreichende Fähigkeit, die Systeme adäquat zu bedienen. Weitere Faktoren, die es aufgrund der Erkenntnisse aus den Fallstudien zu beachten gilt, sind die grundsätzliche Einstellung und die Erwartungen von Seiten der Mitarbeitenden an ein KI-basiertes System. Je nach Ausprägung der Lernkultur und insbesondere auch des Mindsets der Mitarbeitenden können die Anwendung und die Möglichkeiten von und durch ein KI-basiertes System willkommen sein und beispielsweise das selbstbestimmte Lernen weiter fördern – oder das System trifft auf Widerstand oder eine fehlende Bereitschaft, auf diese Art und Weise zu lernen. Hierauf ist ein besonderes Augenmerk zu legen und die Befähigung, Begleitung und Kommunikation sind entsprechend zu verstärken. Als besonders relevant erscheint auch die Passung des KI-basierten Systems oder der KI-basierten Systeme zur *Lernkultur*. Weiter ist die *persönliche Relevanz* dahin gehend ausschlaggebend, ob und wie das KI-basierte System auch tatsächlich und nachhaltig genutzt wird.

Das *Top Management Commitment* wird in allen Fallstudien als wichtig erachtet, insbesondere in Bezug darauf, dass genügend in die Einführung und Weiterentwicklung des KI-basierten Systems investiert wird, die *Integration in die eigene IT-Landschaft* möglich ist und ausreichend Freiraum für die Mitarbeitenden geschaffen wird, das System auch entsprechend nutzen zu können. Obwohl je nach KI-basiertem System eine höhere Eigenständigkeit der Mitarbeitenden in ihrem Lernprozess ermöglicht oder sogar

gefordert ist, spielen dennoch die *Führungspersonen eine zentrale Rolle*. Diese wurden in zwei der drei Fallstudien als bedeutende Faktoren genannt, die Nutzung des Systems zu ermöglichen und zu unterstützen. Weitere relevante *Stakeholder*innen* im Zusammenhang mit KI-basierten Systemen im Kontext von Corporate Learning sind insbesondere auch die interne *IT-Abteilung* sowie *externe Kooperationspartner*innen*. Die Rolle des*der *Data Analyst*in* kann gemäss den Fallstudien zwar intern oder extern angesiedelt sein, hat jedoch als wichtiger Bestandteil eines Teams rund um ein KI-basiertes System als fixer Bestandteil und nachhaltig eingebunden zu sein. In allen drei Fällen werden *multidisziplinäre Teams* eingesetzt und die nicht vorhandenen Kompetenzen mit Partner*innen aus anderen Abteilungen des eigenen Unternehmens oder mit externen Partner*innen abgedeckt.

Strukturen

- Einhaltung der Datenschutzbestimmungen
- Freiwilligkeit der Nutzung
- Möglichkeit, über Nutzung und Sichtbarkeit der eigenen Daten zu bestimmen
- Beachtung ethischer Aspekte
- Standardisierung von Prozessen und die Einführung klarer Standards für interne Systeme und externe Anbieter*innen, insbesondere für die Konsistenz in der Datenlogik die Sammlung möglichst aller Datenspuren
- Bewusste Schaffung von Freiräumen, Priorisierung und Zeit, um das KI-basierte System als MA überhaupt nutzen zu können
- Intuitiver und einfacher Zugang, der möglichst an Moments of Needs angeknüpft ist

In Bezug auf Structures offenbart sich die *Einhaltung der Datenschutzbestimmungen* als zentral. Dies wird in allen drei Fallstudien betont. Es wird insbesondere darauf hingewiesen, dass die *Freiwilligkeit der Nutzung* des KI-basierten Systems und die *Möglichkeit, über Nutzung und Sichtbarkeit der eigenen Daten bestimmen zu können*, relevant sind. Wichtig erscheint somit, dass die vielgeforderte Transparenz nicht bedeutet, dass alle Akteur*innen alles sehen können, sondern es ist gemäss den Fallstudien vielmehr die Transparenz gegenüber bedeutenden Stakeholder*innen über die Funktionalitäten des KI-basierten Systems, den Zweck des Einsatzes sowie die Datenverwendung gemeint. Die *Beachtung solcher und weiterer ethischer Aspekte* und die Auseinandersetzung damit werden als ausschlaggebend im Zusammenspiel mit KI-basierten Systemen erwähnt. Explizit in Bezug auf Ethik wird das Thema Bias genannt, auf das zu achten ist. Gleichwohl wurde die Auseinandersetzung mit Bias erstaunlicherweise in zwei von drei Fallstudien lediglich auf Nachfrage und nicht eigenständig erwähnt. Zudem erscheint die Arbeit in Bezug auf geeignete Rahmenbedingungen zur Nutzung der KI-

basierten Systeme zentral. Hierzu gehören die *Standardisierung von Prozessen* und die *Einführung klarer Standards für interne Systeme und externe Anbieter*innen*, damit die KI-basierten Systeme korrekt funktionieren können. Dies verhilft insbesondere auch der *Konsistenz in der Datenlogik*, die ein weiterer Erfolgsfaktor ist. Die Arbeit mit klar festgelegten Skills-Taxonomien und anderen Modellen wird als sehr erfolgsrelevant betont. Ein globales Budget, das zentral für die Entwicklung und Weiterentwicklung eines KI-basierten Systems eingesetzt werden kann, hilft dabei, wurde aber nur in einer der drei Fallstudien erwähnt. Ein Erfolgsfaktor, der auch prominent aufgetreten ist, ist die *bewusste Schaffung von Freiräumen, Priorisierung und Zeit, um das KI-basierte System überhaupt nutzen zu können*. Dies ist ein Faktor, der sich auch allgemein in der Personalentwicklung offenbart und mit der Einführung eines KI-basierten Systems nicht automatisch gelöst wird. Diese Abwägung verschiedener Zielsetzungen, zum Beispiel zwischen operativen Zielen und den persönlichen Entwicklungszielen und dem bewussten Fokus auf die Relevanz der Entwicklungsziele, erscheint nach wie vor relevant. Zentral erscheint ferner, dass die KI-basierten Systeme möglichst gut in den Arbeitsalltag integriert und die Hürden zur Nutzung möglichst gering sind. Als bedeutender Hebel diesbezüglich wird die Verknüpfung des Systems mit verschiedenen anderen Systemen und Prozessen erwähnt, damit der Einstieg möglichst an Zeitpunkten der persönlichen Relevanz sowie an logischen Stellen geschehen kann. Ein *intuitiver und einfacher Zugang, der möglichst an einem Moment of Need* möglich ist, ist mithin förderlich für die Nutzung. Die Isolation einzelner Funktionen oder schwierige Auffindbarkeit der KI-basierten Lösungen können die Nichtnutzung bedingen.

Aufgabe

- User Experience und Usability, ausgerichtet an den Benchmarks des Konsumentenmarkts, möglichst einfach, ansprechend und End-to-end
- Schaffung eines klaren Nutzens für das Individuum, das Business und die Organisation, besonderer Hebel für das Individuum: gute Inhalte
- KI nicht als Selbstzweck: Relevanz der von Fach- und Business-Seite entwickelten Use Cases (Business-Pull)
- Enge Feedback-Schleifen und die Möglichkeit zur Co-Creation
- Experiment, MVP als Ansatz zur Einführung ‚Think big, act in small steps‘
- Um- und Neudenken interner Prozesse mit besonderem Augenmerk auf Datenflüsse und Eignung KI-basierter Systeme, Stichworte: vernetzt, integriert, digital
- Häufige Nutzung
- Dataifizierung von Lernen und Arbeiten

User Experience und *Usability* werden in allen drei Fallstudien als besonders bedeutende Erfolgsfaktoren betont. Interessant erscheint, dass sich diese vermehrt an der Konsumentenwelt auszurichten haben und Vorreiter wie Airbnb, Amazon oder Netflix als Orientierung für gute KI-basierte Systeme genannt werden. Insbesondere eine einfache und intuitive Anwendung wird als relevant erachtet, erscheint gleichzeitig aber nicht als Selbstverständlichkeit, da KI-basierte Systeme unter Umständen eine andere Logik als bereits bekannte Systeme aufweisen und im Hintergrund häufig komplex sind. Diese Komplexität sollte sich jedoch nicht auf die Nutzenden übertragen. Die andere Logik zeigt sich beispielsweise in der Funktionsweise eines adaptiven Lernsystems, das je nach Ausprägung keinen logischen roten Faden durch die Lerninhalte anbietet, oder bei einem KI-basierten Coaching oder einem KI-basierten LXP durch den Aspekt, dass eigene Informationen möglichst passend ins System eingegeben werden müssen. Neben der User Experience ist in den Fallstudien omnipräsent, dass es sich um die *Schaffung eines klaren Nutzens für das Individuum, das Business und die Organisation* handeln muss und KI-basierte Systeme entsprechend auf *von Fach- und Business-Seite entwickelten Use Cases (Business-Pull)* basieren sollten. In den Fallstudien wird betont, dass der *Einsatz von KI kein Selbstzweck* sein darf, sondern nach dem Motto ‚business first, tech second‘ entschieden werden sollte. Der Nutzen für das Individuum kann insbesondere durch den Inhalt und den dadurch entstehenden Mehrwert gesteuert werden. Werden die Coachings durch den Einsatz KI-basierter Systeme besser? Lohnt es sich, Daten mit dem System zu teilen, weil darauf bessere und für die Einzelnen relevante Empfehlungen entstehen? Lässt sich Zeit gewinnen, wenn das adaptive Lernsystem korrekt angewendet wird?

Ob ein Nutzen erreicht oder wie der Mehrwert noch erhöht werden kann, lässt sich idealerweise durch *enge Feedback-Schleifen* und *die Möglichkeit zur Co-Creation* bei der Weiterentwicklung des KI-basierten Systems durch die Nutzenden erreichen. Durch den Einsatz von KI-Funktionalitäten kann dieser Aspekt wiederum optimiert werden, zum Beispiel mit der automatischen Auswertung qualitativer Feedbacks oder dem Nutzerverhalten. Die Co-Creation ist auch bereits bei der Entwicklung des Systems ein relevanter Erfolgsfaktor. Durch den Einbezug verschiedener Stakeholder*innen und einen bewussten Start mit einem Minimum Viable Product (MVP), das laufend ausgebaut und im Idealfall in ganze Ökosysteme mündet, können die Entwicklung und Weiterentwicklung KI-basierter Systeme realistisch und zielführend umgesetzt werden. Gleichwohl ist zu beachten, dass die Integration des KI-basierten Systems in die IT-Landschaft möglichst bald angestrebt werden soll, da ansonsten die Datenflüsse nur erschwert sichergestellt werden können. Ferner offenbart sich in den Fallstudien, dass hybride KI-basierte

Systeme zum Einsatz kommen. Teilweise werden regel- und skriptbasierte Komponenten als Startpunkt gewählt, um Daten generieren und später auf modern AI umschwenken zu können. In anderen Fällen wird für gewisse Funktionalitäten bewusst auf den Einsatz von modern AI verzichtet, da diese den Ansprüchen der Nutzenden nicht gerecht werden würde. Als Beispiel dafür werden sensible Formulierungen wie persönliches Feedback und Handlungsempfehlungen genannt. Als besonders relevanter Aspekt erscheint die Forderung nach dem *Um- und Neudenken interner Prozesse*, um KI-basierte Systeme erfolgreich einsetzen zu können. In den Fallbeispielen tritt zutage, dass Abläufe, aber auch Tätigkeiten anders umgesetzt werden, wenn ein KI-basiertes System vorhanden ist und dessen Stärken eingesetzt werden sollen. Dies trifft auf Fälle zu, in denen etwa Coaching-Prozesse datenbasierter erfolgen und die Begleitung neu auch zwischen den Coaching-Sessions stattfinden kann, Lerndesigner*innen neu die Informationen aus den adaptiven Lernlösungen als Grundlage für die Weiterentwicklung der Lernangebote nutzen und die Lernangebote feingliedriger ausgestalten müssen oder die Wahl geeigneter Lernangebote vermehrt von den Mitarbeitenden selbst getroffen wird und L&D-Professionals keine Gatekeeper-Funktion mehr einnehmen. Ein besonders bedeutender Faktor in Bezug auf das Um- und Neudenken interner Prozesse ist die Notwendigkeit, möglichst vernetzt und integriert zu arbeiten und die Systeme sowie Funktionalitäten entsprechend zu verbinden. Auch erscheint von Bedeutung, dass Prozesse und Angebote so ausgestaltet werden, dass sie *möglichst häufig und von vielen Personen genutzt werden* können, da so Daten erhoben werden. Die Überlegung, wie und welche Daten wann und wo erhoben werden können, nimmt im Zusammenhang mit einem KI-basierten System eine hohe Relevanz ein. Die *Dataifizierung von Lernen und Arbeiten* erscheint als wichtiger Erfolgsfaktor, um das Potenzial KI-basierter Systeme tatsächlich und in verschiedenen Anwendungen ausschöpfen zu können.

Technologie

- Microservices statt umfassende Systeme, entsprechende Relevanz möglichst breiter und anbieter-unabhängiger Standards zur Integration verschiedener Systeme
- Hybride KI-basierte Systeme als zielführender Weg
- Zentrale Datenpool-Variante aufbauen (Stichworte: Datawarehouse, Learning Record Store)
- Automatisierte Datenflüsse möglichst in Echtzeit
- Bewusster Umgang mit dem Cold-Start-Problem
- Gewinnung und Einbindung verschiedener und qualitativ guter Daten, Überbrückung unvollständiger Datenlagen
- Qualitätssicherung sicherstellen (z. B. in Bezug auf die Wirkung, aber auch Bias etc.)

Hinsichtlich Technology spielen die *Gewinnung und Einbindung verschiedener und qualitativ guter Daten* sowie die *Standardisierung und Integration verschiedener Systeme* eine übergeordnet relevante Rolle. In den Fallstudien ist die Tendenz ersichtlich, verschiedene *Microservices* und Applikationen miteinander zu verknüpfen, statt eine einzige grosse Lösung zu bauen. Dies scheint aufgrund der Einblicke in die drei Fälle die vordergründige und Erfolg versprechende Strategie im Zusammenhang mit der Einführung KI-basierter Lösungen zu sein. Hier erscheint zentral, dass die KI-basierten Systeme möglichst bald in die eigene IT-Landschaft angebunden werden, um eine Automatisierung der Datenflüsse zu gewährleisten. Dafür gilt es, auf möglichst breit bekannte und anschlussfähige technologische Standards zu setzen, um die Durchlässigkeit und Verarbeitbarkeit von Daten und Funktionalitäten zu ermöglichen. In den Fallstudien explizit genannt werden xAPI, Open-API und SCORM. Vielversprechend erscheinen Standards, die anbieterunabhängig zum Einsatz kommen können und es ermöglichen, die verschiedenen Systeme miteinander zu verbinden. Wie bereits unter Tasks aufgezeigt, setzen die drei untersuchten Fallstudien auf *hybride KI-basierte Systeme*, die modern AI beinhalten, aber auch auf andere technische Funktionalitäten. Der Aufbau eines *Learning Record Stores* oder einer anderen zentralen Einheit, in der alle Daten gesammelt werden, wird als weiterer bedeutender Erfolgsfaktor betrachtet. Die besondere Herausforderung liegt in der Sicherstellung der *Datenflüsse, die möglichst automatisiert und in Echtzeit* hergestellt werden sollen. In Bezug auf das zentrale Datenthema werden in den Fallstudien verschiedene Herausforderungen genannt. Eine prominente Herausforderung ist das Cold-Start-Problem. Dieses muss entsprechend gelöst werden, um die Nutzenden bei der ersten Nutzung nicht zu enttäuschen. Das *Cold-Start-Problem* wird in allen drei Fällen als Herausforderung genannt, jedoch jeweils unterschiedlich bearbeitet. Im Fall von IBM wird das KI-basierte LXP zum Start mit bestehenden Daten aufgesetzt und die Funktionalitäten werden erst im Laufe der Zeit mit neuen Daten erweitert. Bei der Lösung von Domoscio wird mit einem regelbasierten System gestartet, durch das die notwendigen Daten gesammelt werden können, und die modern AI-Funktionalitäten kommen erst später zum Einsatz. Bei LeaderAmp wurden die Daten durch Experimente und den Beizug von Amazon Mechanical Turk über mehrere Jahre generiert, bevor sie in Kombination mit der Augmented-Coaching-Lösung eingesetzt wurden. In allen Fällen erscheint es als relevant, den Erfolgsfaktor des Erwartungsmanagements, der bereits unter *Actors* aufgeführt wurde, zu beachten und die Nutzenden darüber zu informieren. Das volle Potenzial einer KI-basierten Lösung kann sich erst über die Zeit entfalten. Weitere Herausforderungen, die im Zusammenhang mit Daten genannt wurden, ist der Umgang mit unvollständigen Datenlagen, zum Beispiel, wenn

nicht ausreichend Beispiele für das Training der KI-basierten Systeme vorhanden sind oder gewisse relevanten Aktionen nicht im digitalen Raum getrackt werden können. Hier gilt es, diese Daten zusätzlich zu beschaffen oder Modelle zu generieren, die für diese Bestandteile Annahmen treffen. Darüber hinaus ist die Beachtung der *Qualität der Daten* zentral. Ist die Datenlage vollständig genug? Birgt sie die Gefahr von Verzerrungen/Bias? Lässt sich über diese Daten in die Gegenwart und Zukunft schliessen? Solche Aspekte sind kontinuierlich zu hinterfragen und eine diesbezügliche Qualität sicherzustellen. Interessant erscheint, dass in den Fallstudien nicht die Menge an Daten als vordergründig wichtig erwähnt wird, sondern die Qualität und Zusammensetzung der Daten.

Fazit zu den Erfolgsfaktoren: Die fallübergreifende Analyse zeigt, dass trotz der Auswahl an drei Extremfällen übergeordnete Erfolgsfaktoren festgehalten werden können, die als grundlegende Orientierung für eine erfolgreiche Adoption KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning gelten können. Ob sich diese bei der Untersuchung weiterer Fälle bestätigen, anders zeigen oder ergänzen lassen, ist in weiteren Forschungsprojekten zu untersuchen. Es ist relevant, dass trotz der herauskristallisierten Gemeinsamkeiten pro Fall auch Unterschiede bestehen, die insbesondere durch die angestrebten Nutzenpotenziale und das Einsatzgebiet innerhalb des Leistungsprozesses sowie des Leistungsportfolios geprägt sind. So gilt es bei einer KI-basierten Coaching-Anwendung, fachlich andere Themen zu beachten, als dies bei einem adaptiven Lernsystem oder einem KI-basierten LXP der Fall ist. Die übergeordneten Erfolgsfaktoren verkörpern mithin eine bedeutende Orientierungshilfe zur Gestaltung und Förderung einer erfolgreichen Adoption KI-basierter Systeme, treffen aber keine Aussage über die Qualität oder Wirkung des jeweiligen KI-basierten Systems.

8.6.5 Implementierungsstrategien

Wertvoll aufzuzeigen sind die verschiedenen Arten von Implementierungsstrategien, die in den Fallstudien umgesetzt wurden:

Tabelle 74: Verschiedene Implementierungsstrategien
(eigene Darstellung)

	Fall A: KI-basierte Learning Experience Platform	Fall B: KI-basiertes adaptives Lernsystem	Fall C: KI-basierte augmented Coaching-Lösung
Art der Einführung und Entwicklung	Eigenentwicklung	Co-Creation in der Weiterentwicklung von Standardprodukten zwischen Anbieter und Anwender	Einkauf und Nutzung eines Standardprodukts

Drei zentrale Unterschiede im Implementierungsprozess der KI-basierten Lösung liegen in der Integration in die eigene Infrastruktur, den Lösungsansätzen des Cold-Start-Problems und im Aufbau der Datenlage und der Algorithmen:

- Die drei Fälle veranschaulichen, dass *unterschiedliche Strategien zur Integration in die eigene IT-Infrastruktur* gewählt wurden. Während im Fall von IBM das KI-basierte LXP von Beginn an in der eigenen IT-Infrastruktur aufgebaut wurde und nun kontinuierlich besser vernetzt wird, wurde bei IFCAM eine andere Strategie gewählt. Aufgrund von Hindernissen in der Integration in der eigenen IT-Infrastruktur, etwa nicht vorhandener Priorität für das Thema und fehlender Kompetenzen, wurde in diesem Fall auf der Cloud des externen Anbieters gestartet und die notwendigen Daten wurden importiert und wieder exportiert. Dies ist längerfristig nicht ideal, zu aufwändig und zu wenig automatisierbar, wurde allerdings als eine Umgehungslösung kurzfristig als gangbarer Weg erachtet. Trotz der Schwächen, die durch nicht erfolgte Vollintegration entstehen, konnten so beachtliche Fortschritte in der Entwicklung und Nutzung der adaptiven Lernlösung erzielt und verschiedene Stakeholder*innen vom Mehrwert einer solchen Lösung überzeugt werden. Dies verschafft nun die Grundlage für eine Vollintegration. Im dritten Fall handelt es sich aktuell um eine Lösung, die ausserhalb der Infrastruktur im System des Anbieters betrieben werden kann. Bei den Fallstudien B und C handelt es sich um Software-as-a-Service-Lösungen, die sich je nach Weiterentwicklung mehr oder weniger in die bestehenden IT-Infrastrukturen einbauen lassen.
- *Unterschiedliche Lösungsansätze zum Cold-Start-Problem:* Alle drei Fälle thematisieren das Cold-Start-Problem und lösen es unterschiedlich. Im Fall A wurde mit bestehenden Daten, hauptsächlich aus dem Personalsystem und Lebensläufen der Mitarbeitenden, begonnen und diese wurden dann sukzessive ausgebaut. Im Fall B wurden neue Daten gezielt auf den Anwendungszweck generiert und mit bestehenden Daten aus dem Personalsystem sowie dem vorhandenen LMS

kombiniert. Im Fall C wurden Daten und Modelle in jahrelanger Aufbauarbeit und unter Zuhilfenahme von Kooperationspartner*innen und externen Services wie Amazon Mechanical Turk entwickelt.

- *Unterschiedliche Reifegrade im Einsatz von modern AI:* In Fallstudie B wird aufgezeigt, dass je nach Anwendung zunächst eine Datenbasis aufgebaut werden muss. Im Fall von Domoscio@IFCAM wurden die Systeme zuerst regel- und skriptbasiert aufgesetzt, um durch erste Nutzungen notwendige Daten zu erhalten. Erst mit der Zeit werden modern AI-Elemente eingebaut. Somit können herkömmliche Expertensysteme oder andere skript- und regelbasierte Anwendungen als Vorstufen KI-basierter Systemen dienen und als Startpunkt sinnvoll sein.

Trotz der drei Varianten an Implementierungsstrategien können Schlüsse gezogen werden, die auf alle drei Varianten zutreffen:

- *Kein Plug-and-play:* Die eingangs zur Fallstudienuntersuchung formulierte Annahme, dass KI-basierte Systeme im Kontext von Corporate Learning keine Plug-and-play-Lösungen repräsentieren, bestätigt sich in den drei untersuchten Fällen. KI-basierte Systeme sind keine Selbstläufer und Einführung sowie Weiterentwicklung sind nur langfristig möglich, was Zeitaufwand und Investitionen bedeutet.
- *Think big, act in small steps:* In allen drei Fällen wird die Relevanz umsetzbarer und nützlicher Use Cases betont, die nicht nur eine Randerscheinung sind, sondern ein Praxisproblem lösen. Alle drei Fälle veranschaulichen, dass lohnend erscheint, mit einem konkreten Ziel und einem einfachen Anwendungsfall zu starten und die Anwendung sukzessive sowie über die Zeit weiter auszubauen. Der Beginn mit einer Silolösung erscheint zweckmässig, um Erfahrungen zu sammeln und den erste Anwendungsfall nicht zu komplex zu gestalten. Hierzu gehört auch, dass verschiedene Funktionen nicht von Beginn an durch KI-Elemente abgedeckt werden müssen, sondern dass sich auch dies über die Zeit optimieren lässt. Ein Ökosystem-Gedanke ist folglich eine bedeutende Vision, die realistisch erst über die Zeit erreicht werden kann. Es scheint sinnvoll, sich ihr mit pragmatischen Schritten anzunähern.
- *Experimentiermodus:* Der Beginn mit einer optimalen KI-basierten Lösung erscheint aufgrund der Einblicke in die drei Fälle als nicht realistisch. Dies ist zum einen dem Cold-Start-Problem geschuldet und wird zum anderen im Rahmen agiler Arbeitsweisen sowie einer vermehrten iterativen Entwicklung nicht empfohlen. Der Start mit einem MVP, die Positionierung der Einführung als ein Experiment und die entsprechende Kommunikation sowie das

Erwartungsmanagement diesbezüglich erscheinen über alle drei Fälle hinweg als relevant. Dies gilt es in Absprache mit dem Topmanagement entsprechend zu initiieren und zu positionieren, wie aus den drei Fällen hervorgeht. Je nach Ausgangssituation bedeutet das Experiment auch die Einbindung von Umgehungslösungen, die den Anfang ermöglichen, auch wenn es sich dabei nicht um eine ideale Lösung im Sinne der Integration und Automatisierung handelt.

- *It is a journey*: Da sich KI-basierte Systeme aufgrund ihrer Eigenschaften ständig verändern und weiterentwickeln, ist das Thema der Adoption ein kontinuierliches Thema, das zwar einen klaren Anfang, aber kein feststellbares Ende aufweist.

Die drei Fälle veranschaulichen, dass verschiedene Wege für eine Einführung KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning möglich sind. Je nach Voraussetzungen und Zielen sind unterschiedliche Startpunkte mit oder ohne externe Partner*innen oder Standardlösungen möglich. Die Vermutung liegt nahe, dass für eine Mehrzahl an Unternehmen eine Kooperation mit externen Partner*innen notwendig sein wird und es sich auch lohnen kann, aufgrund der erforderlichen hohen technologischen Expertise sowie Entwicklungsaufwände auf Standardlösungen zu setzen.

8.6.6 Neuigkeitswert

Es lassen sich zwei Klassen von Veränderungen ausmachen. Während einige der Ergebnisse auch auf andere technologische Innovationen im Kontext von Corporate Learning zutreffen, sind gewisse Aussagen direkt auf KI-basierte Systeme zutreffend. Einige Faktoren weisen im Vergleich zum theoretischen Bezugsrahmen dieser Forschungsarbeit mehr Neuerungen auf als andere. So ist beispielsweise die Ausrichtung nach 70-20-10, was beispielsweise mit KI-basierten LXP und anderen KI-basierten Anwendungen gestärkt werden kann, per se kein neues Phänomen. Stattdessen besitzen andere Aspekte aufgrund des Einsatzes von KI einen höheren Neuheitsgrad, etwa durch eine kontinuierliche Weiterentwicklung des Systems und die damit zusammenhängenden Konsequenzen. Die Ergebnisse aus den Fallstudien geben Hinweise, welche konkreten Neuigkeitswerte den untersuchten KI-basierten Systeme im Kontext von Corporate Learning zugeschrieben werden. Die Aspekte wurden von den Interviewpartner*innen oder in den analysierten Dokumenten als besonders neuartig oder innovativ bezeichnet und werden daher nachfolgend beleuchtet. Es kann nicht in allen Fällen trennscharf festgestellt werden, ob das KI-basierte System Auslöser für die Veränderung ist oder ob dies aufgrund allgemeiner Neuausrichtungen in der angestrebten Lernkultur und Corporate-Learning-Strategie angestossen wurde. So kann eine Veränderung hin zu mehr Dezentralisierung und Eigenverantwortung von Lernenden im Lernprozess auch ohne ein KI-

basiertes System ausgelöst und umgesetzt werden. Wird ein solches Beispiel in der nachfolgenden Tabelle erwähnt, wird davon ausgegangen, dass das KI-basierte System mindestens einen Beitrag zu einer Verstärkung dieser Veränderungstendenz beiträgt und die Veränderung in den drei Fallstudien nicht losgelöst vom KI-basierten System geschieht. Bei der Interpretation des Neuigkeitswerts ist zu beachten, dass es sich häufig um komplexe und mehrdimensionale Phänomene handelt. Kausale Zusammenhänge können entsprechend nur mit Bedacht hergestellt werden. Führt IBM Your Learning zum Beispiel zu einer agileren Arbeitsweise in der Personalentwicklung oder ist die agilere Arbeitsweise eine Voraussetzung? Dementsprechend werden die einzelnen Elemente, die als neu eingestuft werden, jeweils als Einzelaspekte veranschaulicht. Ferner ist zu berücksichtigen, dass einige Aspekte, die durch ein KI-basiertes System verstärkt werden, je nach Ausprägung der Lernkultur und Lernstrategie als neuer oder selbstverständlicher beurteilt werden. Als Beispiel hierfür wäre beispielsweise die Übertragung von mehr Verantwortung an die Mitarbeitenden für ihre eigenen Lernprozesse zu nennen. Als in den Interviews besonders neu oder anders betont werden die folgenden Aspekte:

- *Relevanz von Modellen, Daten und digitalen Prozessen:* Die Einführung respektive Voraussetzung des Gelingens KI-basierter Systeme bedingt, dass die notwendigen Daten digital abgebildet und möglichst in Echtzeit sowie automatisiert genutzt werden können. Dies erfordert ein Umdenken herkömmlicher Corporate-Learning-Prozesse, die sich häufig nicht vollständig im digitalen Raum abspielen. Daten, Modelle, Taxonomien und Ontologien sind von Bedeutung und müssen entsprechend konzipiert und umgesetzt werden. Ein Schwerpunkt liegt hierbei auf der Generierung von automatischen Datenflüssen. Während der Learning-Experience-Fokus und die Lernerzentrierung relevante Merkmale für die Gestaltung von Lernprozessen im Kontext von Corporate Learning in der digitalen Transformation verkörpern, führt im Zusammenhang mit KI-basierten Systemen kein Weg an der digitaler Abbildung sämtlicher relevanter Schritte und Informationen vorbei. Entsprechend erscheinen neben der Lernerorientierung eine Digitalisierungszentrierung und Abbildungs-, Messbarkeits- sowie Definierbarkeitszentrierung als teilweise neuer und ausschlaggebender Aspekt. L&D-Professionals müssen vermehrt in digitalen Prozessen und Modellen denken können und die Lernprozesse entsprechend gestalten.
- *Mehr Glaube, aber auch Abhängigkeit von Messbarkeit:* Eng mit dem ersten Aspekt verbunden ist die Erkenntnis, dass mit der Einführung und Nutzung

KI-basierter Systeme der Glaube an und die Abhängigkeit von Messbarkeit einhergehen. Dies ist ein Aspekt, der als neu bezeichnet wird und gleichzeitig im theoretischen Bezugsrahmen als eine der Herausforderungen/Kritikpunkte im Zusammenhang mit Personalentwicklung thematisiert wurde. Entsprechend anspruchsvoll erscheint dieser Aspekt.

- *Mehr Einblicke und dadurch die Möglichkeit, im Bereich L&D strategischer agieren zu können:* Durch die zusätzlichen Einblicke und Erkenntnisse, die durch ein KI-basiertes System für verschiedene Praxisprobleme gewonnen werden können, können verschiedene Rollen und Aufgaben der Personalentwicklung strategischer sowie wirkungsvoller wahrgenommen werden, etwa bei einer optimierten Begleitung in der Rolle als Coach, bei der Entscheidung, wie Lernangebote weiterentwickelt werden, oder bei der Beratung von Geschäftseinheiten zu relevanten Interventionen im Bereich der individuellen Kompetenzentwicklung.
- *Standardisierung und übergreifende Lösungen:* Gleichzeitig ist nicht nur die Möglichkeit gegeben, strategischer zu werden, sondern je nach Anwendungsfall ist dies auch eine Gelingensbedingung. So zeigen sich die untersuchten KI-basierten Lösungen dann als Erfolg versprechend, wenn sie skaliert und möglichst einheitlich angewendet werden. Dies bedingt ein gutes Stakeholdermanagement, aber auch die Vereinheitlichung von Prozessen und die Überzeugung verschiedener Geschäftsbereiche, das System einheitlich zu nutzen. Die Bedeutung des Zusammenspannens, eines einheitlichen Vorgehens und notwendiger Standardisierungen ist ein Aspekt, der im Kontext KI-basierter Systeme eine besondere Relevanz erhält. Zudem erscheint wahrscheinlich und in diesem Umfang neu, dass möglichst viele verschiedene Prozesse und Anwendungen miteinander verknüpft werden sollen, um viele Daten zu erhalten. Die Schaffung möglichst umfassender Ökosysteme erscheint neu im Kontext von Corporate Learning.
- *Neue Qualitätskriterien bei der Erstellung von Lernangeboten:* Ein weiteres Neuigkeits- und Veränderungspotenzial bezieht sich auf die Art und Weise, wie Lernangebote erstellt werden. Zum einen wird die Kleinteilung von Lerninhalten zunehmen, damit diese besser in individuellen und möglichst personalisierten Lernangeboten und Lernpfaden neu zusammengesetzt werden können. Ferner erscheint auch die möglichst treffende Verschlagwortung relevant. Aus den Interviews und dem Datenmaterial geht hervor, dass die Weiterentwicklung und Neuentwicklung von Lernangeboten vermehrt

datenbasiert und durch Auswertungen anhand KI-basierter Systeme stattfinden können.

- *Kontinuierliche Entwicklung statt einmaliger Einführung:* KI-basierte Systeme zeichnen sich durch eine kontinuierliche Weiterentwicklung aus. Aus dem Aspekt der Kontinuität ergibt sich das Erfordernis, gewisse Adoptionsfaktoren laufend zu betrachten und umzusetzen. Dementsprechend liefert der Innovations-Entscheidungs-Prozess nach Rogers (2003) erste Hinweise, die für eine erfolgreiche Adoption zu berücksichtigen sind. Das Modell greift indes zu kurz, da es die kontinuierliche Weiterentwicklung mit inkrementellen, aber zwischendurch auch einschneidenderen Weiterentwicklungen nicht inkludiert. Die Einführung eines KI-basierten LXP kann nicht als Projekt mit klarem Ende geplant werden. Es gilt vielmehr, die für die kontinuierliche Weiterentwicklung und kontinuierliche Nutzung notwendigen Vorkehrungen zu treffen und in der Organisation der Personalentwicklung zu verankern. Eine reine Projektorganisation scheint in Bezug auf die Einführung und den Betrieb KI-basierter Systeme zu kurz zu greifen. Es ist vielmehr nötig, die Hauptakteur*innen längerfristig organisatorisch zu verankern – sei es innerhalb der Personalentwicklungsabteilung oder im Rahmen virtueller, bereichsübergreifender Teams mit verschiedenen Akteur*innen innerhalb oder sogar ausserhalb der eigenen Organisation.
- *Relevanz der verschiedenen Disziplinen, Vernetzung und Kooperationen:* Während in anderen Bereichen wie beispielsweise der Gestaltung lernwirksamer E-Learning-Angebote der gesamte Prozess end-to-end von L&D-Professionals verantwortet werden kann, erscheint dies bei KI-basierten Systemen weniger wahrscheinlich. Insbesondere die Kompetenzen im Umgang mit Daten sowie die Kenntnisse über Algorithmen müssen vermutlich mindestens teilweise ausserhalb einer L&D-Organisation gefunden und zusammengeführt werden. KI-basierte Systeme erscheinen in der Entwicklung und Anwendung anspruchsvoller als andere EdTech-Lösungen. Umso relevanter sind langfristige und gute Kooperationen sowie die Vernetzung zwischen verschiedenen Disziplinen und Akteur*innen.
- *Lernerlebnisse werden individualisierter und personalisierter:* KI-basierte Systeme ermöglichen es, neue Formen und Detaillierungsgrade von Individualisierung und Personalisierung erreichen zu können.
- *Mehr Self-Service und Dezentralisierung:* Der Einsatz KI-basierter Systeme ermöglicht in den untersuchten Fallstudien mehr Dezentralisierung und

Eigenverantwortung in den Lernprozessen. Zudem wird erwähnt, dass mehr Stakeholder*innen in die Lernprozesse eingebunden und aufgrund von Echtzeit-Einblicken sowie Analysen besser unterstützt und begleitet werden können.

Der Einsatz KI-basierter Systeme bringt Neuerungen und Veränderungen mit sich und birgt das Potenzial, bekannte Probleme im Kontext von Corporate Learning auf neuartige Weise zu lösen. Es gibt jedoch nach wie vor bewährte Herausforderungen, die durch den Einsatz KI-basierter Systeme nicht direkt gelöst werden können und entsprechend relevant bleiben. Aus den Fallstudien haben sich diesbezüglich folgende Herausforderungen ergeben:

- *Problem der Priorisierung*: KI löst bekannte Herausforderungen wie die Priorisierung zwischen verschiedenen Zielen nicht automatisch, beispielsweise bewusste Zeit für Weiterbildung vs. operatives Tagesgeschäft oder die Entscheidung, wie viel Zeit in Bezug auf Lernen und Entwicklung von Mitarbeitenden investiert wird. Die Widersprüchlichkeit verschiedener Ziele im Zusammenhang mit Arbeiten und Lernen existiert weiterhin. Solche Grundsatzfragen gilt es zu klären und entsprechende Rahmenbedingungen zu schaffen, damit etwa die Vorteile eines KI-basierten LXP oder die Teilnahme an einem KI-basierten Coaching überhaupt realisiert werden können.
- *Führungspersonen als Personalentwickler*innen*: Trotz der häufig höheren Eigenverantwortung im eigenen Lernprozess und der Dezentralisierung von Entscheidungen in Bezug auf Lernangebote erscheint die Rolle von Führungspersonen bei der Ermöglichung und Begleitung von Lernprozessen ihrer Mitarbeitenden nach wie vor von zentraler Bedeutung für einen erfolgreichen Einsatz KI-basierter Systeme. Auf die Rolle der Führungspersonen wurde im theoretischen Bezugsrahmen sowie in der Fallstudienuntersuchung nicht spezifisch eingegangen, da der Forschungsfokus auf der Untersuchung von L&D-Professionals lag. Die Rolle von Führungspersonen als Ermöglicher*innen und Multiplikator*innen stellt jedoch in Literatur und Praxis eine relevante Perspektive dar (vgl. zum Beispiel Fandel-Meyer & Seufert, 2013) und ist im Rahmen der Einführung und Nutzung KI-basierter Systeme als Erfolgsfaktor mitzudenken.
- *Lernkompetenzen, Lerngewohnheiten und allgemein die Lernkultur* ändern sich nicht automatisch durch den Einsatz KI-basierter Systeme, sondern müssen gezielt gefördert und unterstützt werden.
- *Sinnhaftigkeit*: Inhalte eines KI-basierten Systems sind nicht automatisch relevant, praxisnah und pädagogisch wertvoll. So kann ein KI-basiertes LXP

beispielsweise personalisierte Lernempfehlungen unterbreiten, die thematisch dem Lerninteresse von Mitarbeitenden entsprechen, das Lernangebot an sich ist unter Umständen aber fragwürdig gestaltet oder veraltet. Es ist weiterhin notwendig, auf didaktische und pädagogische Aspekte zu achten oder zu bestimmen, welche Inhalte zum Beispiel in ein adaptives Lernsystem aufgenommen werden sollen. Es ist möglich, ein adaptives Lernsystem über ein Thema aufzusetzen, das sich entweder nicht für diese Art von Lernsystem eignet oder ein Randthema für Mitarbeitende verkörpert, was den Aufwand für die Erstellung des Lernangebots nicht rechtfertigen würde.

- *Der Einsatz KI-basierter Systeme ist kein Garant für eine neue Lernkultur und zukunftsgerichtetes Corporate Learning:* Ein KI-basiertes LXP kann grundsätzlich traditionelle Lehr- und Lernverständnisse bespielen und führt nicht automatisch zu einer veränderten Ausrichtung nach 70-20-10. Allein die Einführung eines LXP ist nicht ausreichend, um zukunftsgerichtetes Corporate Learning erreichen zu können. Auch die Integration des Lernens in den Arbeitsalltag und die Verschmelzung von Lernen und Arbeiten sind mit einer KI-basierten Lösung, nicht automatisch gewährleistet. Kommen beispielsweise nur adaptive Lernlösungen zum Einsatz, die als Ersatz oder Ergänzung formeller Weiterbildungen eingesetzt werden, verbessert dies unter Umständen die Landschaft der formellen Lernangebote, trägt aber allein nicht zu einer Stärkung des Lernens im Prozess der Arbeit bei.
- *Möglichkeiten und Unmöglichkeiten von Messungen:* Herausforderungen wie Transfer oder Wirkungsmessung lösen sich nicht automatisch durch den Einsatz KI-basierter Systeme. Obwohl datenbasiertes Arbeiten und Algorithmen neue Erkenntnisse liefern, besteht die Gefahr, Themen durch die Abdeckung mit KI-basierten Systemen sowie geblendet vom Neuigkeitseffekt zu vereinfachen und möglicherweise voreilige Schlüsse zu ziehen. Allein deshalb, weil technologische Möglichkeiten vorhanden sind, die bessere Datenauswertungen erlauben, bedeutet dies noch nicht, dass jedes Phänomen auch tatsächlich messbar wird. Es existieren zwar neue Zugänge aber die Grundproblematik bleibt. Transfermessung ist nach wie vor herausfordernd. Entsprechend gilt es an Stellen anzusetzen, an denen ausreichend adäquate Modelle formuliert und Annahmen getroffen werden können. Dies ist sowohl Verhandlungs- als auch Glaubenssache. Die Frage wird bleiben, inwiefern dies individuell mitgeprägt werden kann und wie stark übergeordnete Standards und Lösungen übernommen werden.

Wie bereits in der fallübergreifenden Analyse der Anwendungen festgestellt, handelt es sich in der Wahrnehmung der befragten Expert*innen in ihren Anwendungsfällen tendenziell um evolutionäre statt revolutionäre Veränderungen. Als Fazit zum Neuigkeitswert KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning kann festgehalten werden, dass sich zum einen die technischen Möglichkeiten und die Fähigkeiten, die für die Realisierung der Nutzenpotenziale vonnöten sind, verändern. Zum anderen sind übergeordnet auch eine Veränderung an Narrativen sowie ein Aufkommen an relevanten Schlagworten ersichtlich, die im Zusammenhang mit KI-basierten Systemen vordergründig erscheinen. Solche in den Fallstudien prominent aufgekommene Schlagworte lauten:

Adaptives Lernen, Augmentation, Bias, Daten, Datenflüsse, Experimente, Fortschrittsverfolgung, Kuratieren, Learning Record Store, Lernerzentrierung, Machine Learning, Man and Machine, Minimum Viable Product, Multidisziplinarität, Nutzererlebnis, Ökosystem, Personalisierung, präzise Messungen, Skills-Taxonomien, Use Cases, User Experience, Ubiquitär

Die Auflistung ist nicht abschliessend, gibt aber einen Eindruck, welche Begriffe tendenziell mit einem Einsatz KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning in den Fallstudien verstärkt aufgetreten sind.

8.7 Fazit Fallstudienuntersuchung

Die Resultate der Fallstudienuntersuchung bieten der Personalentwicklungsforschung sowie Entscheidungsträger*innen im Kontext von Corporate Learning wertvolle Hinweise zur erfolgreichen Adoption KI-basierter Systeme zum Zweck der individuellen Kompetenzentwicklung im eigenen Unternehmen. Die Auswertungen ergänzen zudem den aktuellen Forschungsstand um Einblicke in das Zusammenspiel zwischen Mensch und Maschine sowie die Auswirkungen auf die Rollen von L&D-Professionals. Die drei Fallstudien veranschaulichen drei Praxisfälle zu KI-basierten Systemen im Kontext von Corporate Learning, die von Seiten der L&D-Professionals des anwendenden Unternehmens als erfolgreich beurteilt werden. Durch die detaillierte Aufarbeitung soll es den Rezipient*innen dieser Forschungsarbeit möglich sein, Erkenntnisse – wo möglich und sinnvoll – in ihren eigenen Kontext zu übertragen und eigene Schlüsse hieraus zu ziehen. Müssten die Erkenntnisse der Fallstudienuntersuchung auf wenige Aspekte begrenzt werden, sind folgende zu nennen:

- KI-basierte Systeme sind kein Selbstzweck. Ein guter Use Case ist zentral für eine erfolgreiche Adoption.

- Das Leitmotiv der Augmentation bestätigt sich in den Fallstudienuntersuchungen. Eine Substitution von L&D-Professionals durch KI-basierte Systeme erscheint unwahrscheinlich. Rollenveränderungen, neue Anforderungen in Zusammenarbeitsformen sowie neue Kompetenzen erscheinen hingegen sehr wahrscheinlich und zeigen sich in den untersuchten Fallstudien.
- Der Eindruck, dass KI-basierte Systeme keine Plug-and-play-Lösungen sind und eine soziotechnische Perspektive zur Förderung einer erfolgreichen Adoption im Kontext von Corporate Learning notwendig ist, bestätigt sich in dieser Fallstudienuntersuchung.
- Als relevanteste und einflussreichste Erfolgsfaktoren fungieren Daten sowie eine transparente Kommunikation in Bezug auf den Umgang mit Daten und den Verwendungszweck des KI-basierten Systems.
- Die Entwicklung und der Einsatz KI-basierter Anwendungen bedeuten hohe Initialaufwände und eine kontinuierliche Weiterentwicklung, die häufig nur durch Kooperationen und die Zusammensetzung multi- und interdisziplinärer Teams erreicht werden kann.
- Ein realistisches Erwartungsmanagement rund um den KI-Begriff und eine schrittweise Erweiterung der Funktionalitäten erscheinen als zielführender Weg bei der Implementierung KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning.
- Die Veränderungen, die durch KI-basierte Systeme ausgelöst werden, werden von den befragten Personen tendenziell als evolutionär und weniger als revolutionär wahrgenommen.

Ein Qualitätsmerkmal und besonderer Mehrwert der Fallstudienuntersuchung liegt darin, dass die Informationen von Expert*innen gewonnen werden konnten, die nicht nur in der Theorie, sondern in der praktischen Umsetzung Erfahrungen mit KI-basierten Systemen im Kontext von Corporate Learning aufweisen. Ferner repräsentiert die Fallstudienuntersuchung eine Ergänzung zu den bereits durchgeführten Studien in dieser Forschungsarbeit, um die Forschungsfragen – spezifisch ausgerichtet auf den Kontext von Corporate Learning – beantworten zu können. Es tritt zutage, dass nicht alle Erkenntnisse und Erfolgsfaktoren rund um KI-basierte Systeme im Kontext von Corporate Learning von Grund auf neu sind. Viele der Themen sind bereits aus anderen Perspektiven und EdTech-Anwendungen im Kontext von Corporate Learning oder den Diskussionen in der AIED-Literatur bekannt, und es kann auf bestehendes Wissen und vorhandene Theorien aufgebaut werden. Der Mehrwert der in dieser Fallstudienuntersuchung gewonnenen Einblicke besteht darin, dass sie den Fokus auf die Schnittmenge zwischen

KI und Corporate Learning richten und somit aufzeigen, welche empirisch hergeleiteten Themen und Diskussionspunkte an dieser Schnittstelle besonders relevant erscheinen. Die Ergebnisse der Fallstudienanalyse fließen in die finalen Ergebnisse dieser Forschungsarbeit ein. Dafür werden sie in Teil D dieser Forschungsarbeit mit den bereits beschriebenen Erarbeitungen zusammengeführt und mit dem theoretischen Bezugsrahmen abgeglichen.

Als Abschluss der Fallstudienuntersuchung wird kritisch über den Forschungsverlauf reflektiert. Danach folgt die Synthese aller Bestandteile dieser Forschungsarbeit, die im Kapitel 9 präsentiert werden.

8.8 Kritische und fallübergreifende Reflexion

Die auf die Einzelfälle bezogene kritische Reflexion wurde bereits im jeweiligen Fallbescheid vollzogen. Hier folgt nun die kritische Reflexion über das gesamte Multiple-Case-Study-Design. Ein Kritikpunkt, dem sich diese Fallstudienuntersuchung stellen muss, sind die geringe Anzahl an Interviewpartner*innen und Perspektiven pro Fall. Dies lag im erschwerten Zugang zu Fällen, die die Aufnahmekriterien erfüllen und gleichzeitig Bereitschaft demonstrierten, an der Untersuchung teilzunehmen. Durch die hohe Expertise und Zentralität der einzelnen Interviewpartner*innen, die heterogene Fallauswahl sowie den Beizug von Anwender- und Anbieterperspektive konnte dennoch eine reichhaltige und wertvolle Datenbasis gewonnen werden. Zudem erscheint folgendes Zitat von King et al. (1994) auf die Situation zutreffend:

„Ein wichtiges Thema ist es wert, untersucht zu werden, auch wenn nur sehr wenige Informationen verfügbar sind. Das Ergebnis der Anwendung eines beliebigen Forschungsdesigns in dieser Situation sind relativ unsichere Schlussfolgerungen, aber solange wir ehrlich über unsere Unsicherheit berichten, kann diese Art von Studie sehr nützlich sein.“ (eigene Übersetzung; S. 19)

Die interne Validität wurde durch eine sorgfältige Beschreibung und eine möglichst hohe Nachvollziehbarkeit der Analyse adressiert. Darüber hinaus wurden die Ergebnisse der fallübergreifenden Analyse mit ausgewählten Interviewpartner*innen kommunikativ validiert. Die bei der kommunikativen Validierung aufgetretenen Ergänzungen wurden eingearbeitet. Eine externe Validität im Sinne von Replizierbarkeit und Repräsentativität ist bei dieser Fallstudienuntersuchung hingegen nicht gegeben. Durch den Beizug anderer Fälle oder anderer Interviewpartner*innen hätten sich andere Ergebnisse offenbaren können. Ein Nicht-Existieren gewisser Aussagen bedeutet ausserdem nicht, dass ihre Relevanz grundsätzlich ausgeschlossen werden kann oder dass sie im

entsprechenden Fall nicht Realität wären. Die Generalisierbarkeit der Ergebnisse aus der Fallstudienuntersuchung bleibt entsprechend begrenzt. Aufgrund der Neuartigkeit und Komplexität erscheinen die gewonnenen Einblicke und entdeckten Muster indes als adäquater Ausgangspunkt für weiterführende Forschung sowie als Orientierung für die Praxis.

Als letzter Schritt dieser Forschungsarbeit folgt nun zur Beantwortung der übergeordneten Forschungsfrage sowie ihrer Subfragen die Synthese der Erkenntnisse aus dieser Forschungsarbeit.

Teil D: Synthese der Erkenntnisse

In Teil D dieser Arbeit erfolgt die Synthese der verschiedenen Studien und theoretischen Grundlagen mit dem Ziel, durch die Triangulation der Studien und die konzeptionelle Zusammenführung möglichst reichhaltige und gleichzeitig belastbare Erkenntnisse zu generieren und so die bestmögliche Beantwortung der Haupt-Forschungsfrage mit ihren Subfragen zu erreichen. Dieser Teil der Forschungsarbeit stellt den übergeordneten Erkenntnisgewinn dieser Forschungsarbeit dar. Zentrale Zielgruppe der Ergebnisdarstellung sind Entscheidungsträger*innen aus der Corporate-Learning-Praxis sowie anwendungsorientierte Personalentwicklungsforschende. Die gesamte Dissertation wurde mit der Perspektive auf KI-basierte Systeme als starke Partner für L&D-Professionals bei der Förderung der individuellen Kompetenzentwicklung von Mitarbeitenden erstellt. Zudem wurde das Leitmotiv der Augmentation konsequent verfolgt und eine technologieaffine Haltung eingenommen.

9 Forschungsergebnisse

Im Zentrum der Ergebnisdarstellung steht das in dieser Forschungsarbeit entwickelte Corporate Learning & Artificial Intelligence (CL&AI)-Modell. Es fasst die verschiedenen Ergebnisse zusammen und visualisiert deren Zusammenhänge. Das CL&AI-Modell dient als übergeordnete Orientierungs-, Entscheidungs- und Gestaltungshilfe zur Nutzung KI-basierter Anwendungen im Bereich Corporate Learning für Entscheidungsträger*innen aus der Praxis. Das übergeordnete Modell hilft, die verschiedenen Bestandteile und Antworten zur Hauptforschungsfrage und den drei Forschungsfragen in ihrer Ganzheit zu erfassen. In Unterkapitel 9.1 wird das CL&AI-Modell vorgestellt und beschrieben. Unterkapitel 9.2 bis 9.7 vertiefen zentrale Elemente des Modells und liefern die Antworten auf die Forschungsfragen. Neben der Zusammenfassung der zentralen

Erkenntnisse werden jeweils Handlungsempfehlungen für die Praxis sowie Propositionen zu den Kernthemen formuliert. Die Propositionen fungieren als Ausgangspunkt für weitere Forschungsschritte und geben die als speziell interessant wahrgenommenen Aspekte, die in dieser Forschungsarbeit eruiert wurden, wieder. Propositionen veranschaulichen das Allgemeine im Individuellen. Da es sich beim untersuchten Phänomen um ein vielschichtiges und komplexes Phänomen handelt, sind die Propositionen als zentrale Ausschnitte innerhalb einer komplexen Thematik zu verstehen, die das Thema aber keineswegs umfassend abbilden können (Seufert, 2008, S. 500). Bei Propositionen handelt es sich um Wissensseinheiten, die für sich allein stehen und als wahr oder falsch beurteilt werden können. Sie verbinden zwei Konzepte und haben zum Ziel, weitere Forschung anzustossen. Die Proposition stützt sich auf die empirischen Daten, die zugrunde liegenden Theorien und vernünftige Annahmen sowie Interpretationsleistungen von Forschenden. Um gültig zu sein, muss eine Proposition überzeugend und in sich konsistent sein. Propositionen fassen nicht zwingend auf direkt überprüfbaren Konstrukten, sondern können Glaubenssätzen ähneln und dienen als Ausgangspunkt für weitere Erkenntnisse oder, wo möglich, Überprüfungen. Je nach Eigenheit der Proposition kann sein, dass sie erst zu einem späteren Zeitpunkt mit verfügbaren Daten überprüfbar wird. Propositionen eignen sich besonders bei Forschungsgegenständen, die komplex sind und bezüglich derer wenige Beweise existieren (Clay, 2018). Mithin eignet sich der Ansatz von Propositionen für das untersuchte Themengebiet.

Ein besonderes Anliegen dieser Forschungsarbeit bildet die Erzielung von Praxisnutzen. Zur Qualitätssicherung wurden daher das CL&AI-Modell sowie die Ergebnisse zu den Forschungsfragen kommunikativ mit Praktiker*innen validiert. Dabei lag der Fokus auf dem praktischen Nutzen und der Verständlichkeit des Erarbeiteten. Verständlichkeit, Nachvollziehbarkeit oder Plausibilität sind gemäss Weick (1989, S. 21, zit. Seufert, 2008, S. 52) bedeutende Hinweise bezüglich der Validität. Die Ergebnisse der Praxisvalidierung können im Anhang eingesehen werden (siehe Anhang 17: Validierungsworkshop mit Praxisentscheider*innen). Sie wurden in die nachfolgenden Ausführungen bereits eingearbeitet.

9.1 CL&AI-Modell zur Einführung KI-basierter Systeme

„All this innovation is exciting, but what it really means is that you, as an L&D or HR professional, have to bring it all together.“ (Bersin, 2021, S. 69)

Die Entscheidung, in welchen Fällen ein KI-basiertes System potenziell nützlich und sinnvoll ist, ist situationsspezifisch zu fällen. Explizit mit solchen Strategie- und Entscheidungsgrundlagen befasst sich bisher keine der in dieser Forschungsarbeit untersuchten Publikationen. Die Interpretation der in dieser Forschungsarbeit gewonnenen Daten liefern indes Hinweise, die bei Entscheidungen für oder gegen eine Investition in ein KI-basiertes System im Kontext von Corporate Learning eine Rolle spielen können und sich als Denkraum eignen. Das nachfolgende konzeptionelle Modell veranschaulicht die zentralen Dimensionen, die sich an der Schnittstelle von KI und Corporate Learning ergeben, und stellt die angestrebte Orientierungs-, Entscheidungs- und Gestaltungshilfe für Entscheidungsträger*innen aus der Praxis dar. Dieses generische und konzeptionelle Modell verbindet die Schwerpunktthemen dieser Forschungsarbeit und demonstriert, wie die Orientierung in Bezug auf mögliche Anwendungen, die Entscheidung zur Umsetzung sowie die Gestaltung von deren Einführung und Adoption vorstattengehen können. Durch das Modell wird das als wesentlich Erachtete zum Ausdruck gebracht. Da die Thematik und die Realität komplex sind und der erfolgreiche Einsatz KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning von zahlreichen situativen Faktoren abhängt, stellen die hier präsentierten und als besonders prominent erwähnten Elemente des in dieser Forschungsarbeit erarbeiteten CL&AI-Modells¹⁷ (Corporate Learning & Artificial Intelligence-Modell) und deren Ausprägungen lediglich eine Auswahl dar. Der visuelle Modus hilft, die Zusammenhänge zu erkennen und eine spezifische Thematisierung zu erleichtern.

¹⁷ Es existiert bereits ein Modell mit der Bezeichnung CLAI (Cognitive Learning from Automated Instruction). Entsprechend wurde eine leicht abgeänderte Form für die Benennung gewählt.

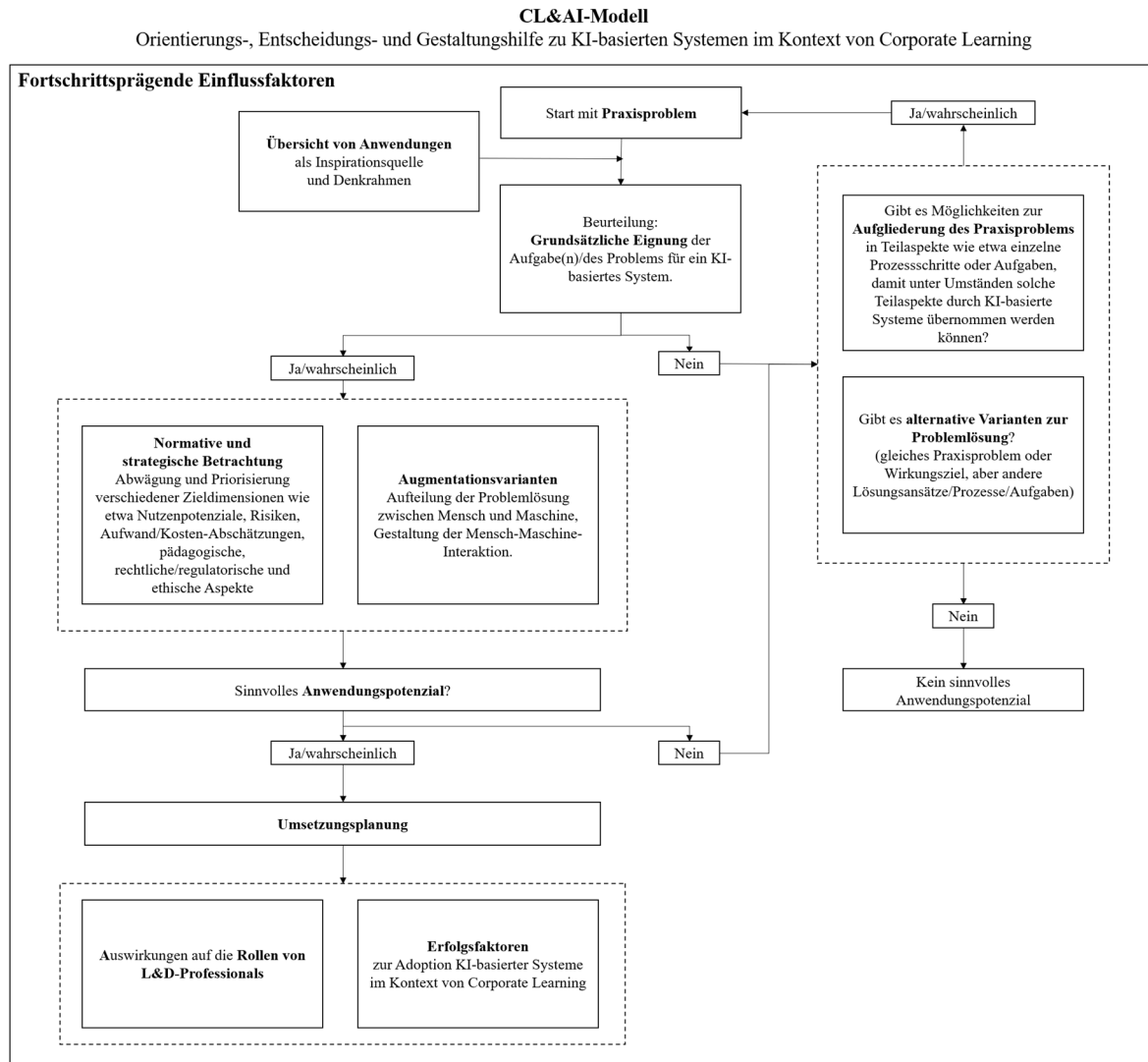


Abbildung 63: CL&AI-Modell
(eigene Darstellung)

Das CL&AI-Modell startet mit der Festlegung eines Praxisproblems im Kontext von Corporate Learning, das potenziell durch ein KI-basiertes System gelöst werden könnte. Der Beginn mit dem Praxisproblem entspricht dem Business-Pull-Ansatz, der in dieser Forschungsarbeit vordergründig verfolgt wurde und dessen Bedeutung in den Fallstudien und wissenschaftlichen Publikationen betont wird. Es stehen folglich ein Praxisproblem und die dazugehörigen Nutzenpotenziale im Vordergrund und weniger die grundsätzlich denkbaren und bekannten technologischen Möglichkeiten. Als Inspirationsquelle und Denkraumen bei der Identifikation des Praxisproblems können die in dieser Forschungsarbeit erstellte Anwendungsübersicht und die im theoretischen Bezugsrahmen aufgezeigten Kritikpunkte und Herausforderungen hinsichtlich der Personalentwicklung im Kontext der digitalen Transformation herangezogen werden, die es zu lösen oder neu umzusetzen gilt.

Nachdem das Praxisproblem definiert ist, ist die grundsätzliche Eignung KI-basierter Systeme zur Lösung des Problems zu klären. Als Hilfestellung dazu dienen die Ausführungen im theoretische Bezugsrahmen zu KI (siehe Unterkapitel 4.8). Sollte sich bei der Überprüfung herausstellen, dass sich die Eigenheiten des Praxisproblems nicht für eine Übernahme durch ein KI-basiertes System eignen, werden zwei Varianten vorgeschlagen, wie die Suche nach einem sinnvollen Use Case weitergeführt werden kann. Als Variante bietet sich die Unterteilung des Praxisproblems in Teilaspekte an, um anschließend zu prüfen, ob Teilaspekte des Problems KI-basierter Lösungen übernommen werden können. Als andere Variante könnte eruiert werden, ob das Problem neu definiert und entsprechend neu gelöst werden könnte. Diese zweite Variante bedeutet, dass unter Umständen bekannte Prozesse oder Lösungsansätze neu gedacht werden und überlegt wird, wie KI-basierte Systeme mit einem neuen Ansatz eingesetzt werden könnten. Nach Neudefinition des Praxisproblems durch Aufteilung in Teilaspekte oder einen neuen Ansatz zur Problemlösung gilt es wiederum, die Eignung festzustellen. Aufgrund der Neuigkeit des Themas und kaum vorhandener praktischer Erfahrungen ist möglich, dass mit Annahmen gearbeitet werden muss. Aus diesem Grund wird neben einer klaren Bestätigung oder Ablehnung einer grundsätzlichen Eignung auch die Option in das Modell integriert, sich erst über weiterführende Explorationen einer finalen Beurteilung anzunähern. Ist eine grundsätzliche Eignung gegeben oder wird vermutet, führt dies zu weiteren Schritten im Modell.

Zum einen gilt es, normative und strategische Überlegungen anzustellen und zu ermitteln, inwiefern die angestrebte Lösung diesen gerecht werden kann. Hierbei ist zu beachten, dass Zieldimensionen und Nutzenpotenziale miteinander konkurrieren können. Diese sind zu priorisieren und gegenüber Befürchtungen und Risiken abzuwägen. Als Hilfestellung dazu dienen die in dieser Arbeit erarbeiteten Nutzenpotenziale, Befürchtungen und Risiken, strategischen Entscheidungshilfen, aber auch ethische, rechtliche und normative Grundlagen aus der Literaturanalyse sowie dem theoretischen Bezugsrahmen. Im Ergebnis zu den Nutzenpotenzialen (siehe Unterkapitel 9.4) wird hinsichtlich des theoretischen Bezugsrahmens übergeordnet diskutiert, inwiefern sich KI-basierte Systeme zur Auflösung der Kritikpunkte an heutiger Personalentwicklung, zur Förderung eines zukunftsgerichteten Corporate Learning im Kontext der digitalen Transformation und zur Umsetzung ermöglichungsdidaktischer Lernprozesse eignen. Diese Diskussion wird beispielhaft geführt und soll in spezifischen Kontexten vertieft werden. Als zweiter Abklärungsaspekt in diesem Teil des Modells gilt es, die Augmentationsvarianten zu prüfen und entsprechend die Aufgabenteilung zwischen Mensch und Maschine bei der Lösung des Praxisproblems zu gestalten. Durch die

Augmentationsperspektive lässt sich eine grosse Bandbreite an Lösungsansätzen diskutieren und festlegen, welche wiederum iterativ mit den strategischen und normativen Überlegungen abgeglichen werden sollen.

Ausserdem wurde in Unterkapitel 7.11 dieser Forschungsarbeit das Thema des Designs KI-basierter Systeme aufgegriffen, das zusätzliche Orientierung bietet.

Sind die zentralen Design- und Konfigurations-Entscheidungen getroffen und ist eine sinnvolle Anwendung bestimmt, ist im nächsten Schritt die Umsetzung zu planen. Dafür bietet sich an, zum einen auf die notwendigen Rollen von L&D-Professionals zu blicken und zum anderen die Faktoren einer erfolgreichen Adoption zu beachten, die in der Fallstudienuntersuchung erarbeitet wurden. Diese Erfolgsfaktoren sind auf der Stufe eines einzelnen Unternehmens gestaltbar. Zusätzlich wurden in dieser Forschungsarbeit Einflussfaktoren untersucht, die den Fortschritt KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning tendenziell auf Makro-Ebene beeinflussen. Diese Einflussfaktoren können teilweise durch einzelne Unternehmen geprägt werden, sie adressieren aber auch Themenfelder, die auf staatlicher Ebene oder im Unternehmensverbund bearbeitet werden müssen, um den Fortschritt weiter anzukurbeln. Diese gilt es im Blick zu halten und jeweils einzuschätzen, ob sie mitgeprägt werden können oder in Bezug darauf, welche übergeordnete Bedeutung sie für die Entscheidungsfindung besitzen.

Nachfolgend werden die Bestandteile des CL&AI-Modells vertieft. Sie verdeutlichen die zentralen Aspekte des Modells und fassen die Haupteckensteine dieser Forschungsarbeit zusammen. In Unterkapitel 9.7 wird ferner eine Auswahl an Fragen und Gedanken präsentiert, die sich an den Schritten des CL&AI-Modells orientieren und Entscheidungsträger*innen aus der Praxis dabei helfen sollen, zu einer informierten und reflektierten Entscheidung für oder gegen eine Investition in ein KI-basiertes System in ihrem Unternehmen zu gelangen.

9.2 Fortschrittsprägende Einflussfaktoren

Die fortschrittsprägenden Einflussfaktoren bieten Erklärungen, weshalb KI-basierte Systeme trotz der vielfältigen Nutzenpotenziale und weitgehend relativierbaren Befürchtungen und Risiken zum aktuellen Stand noch einen – im Gegensatz zu anderen Branchen – marginalen Fortschritt verzeichnen. Die Kenntnisse über diese Einflussfaktoren unterstützen dabei, den Fortschritt gezielter und bewusster prägen zu können, und leisten einen relevanten Beitrag für das Verständnis dieses Themengebiets. Die nachfolgende Tabelle fasst die Haupteckensteine in Bezug auf die fortschrittsprägenden Einflussfaktoren zusammen.

Tabelle 75: Fortschrittsfaktoren von KI im Bereich Corporate Learning
(eigene Darstellung)

Fortschrittsprägende Einflussfaktoren KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning			
Beschaffenheit von Corporate Learning	Politische, soziokulturelle und rechtliche Faktoren	Wissen, Kompetenzen und Innovativität	Ökonomische und technische Faktoren
– Herausforderungen in Bezug auf Daten, zum Beispiel Small Data – Komplexität des HR- und Corporate-Learning-Phänomens – Ansprache unterschiedlicher Zielgruppen – Kontextabhängigkeit von Wissen und Lernen – Schwierigkeiten bei der empirischen Forschung von Corporate Learning	– Mitarbeiterreaktionen zu KI-Anwendungen – Ethische und rechtliche Fragestellungen	– Fehlendes Wissen und Kompetenzen von Entscheidungsträger*innen und L&D-Professionals – Wenige empirische und wissenschaftliche Erkenntnisse im Kontext von Erwachsenenlernen – Fehlende Praxisbeispiele und Transparenz – Fehlendes Wissen und Kompetenzen von Seiten Computer und Data Science	– Hohe Kosten und hoher Aufwand bei gleichzeitiger Unsicherheit in Bezug auf Wirkung/Return on Investment (ROI) – Technologische Fortschritte – Geräte/Infrastruktur

Mit einem entsprechenden Umgang können Herausforderungen zu Treibern werden. Die Kenntnisse zu den Einflussfaktoren liefern Hinweise, mit welchen Hebeln der Fortschritt KI-basierter Systeme im Bereich Corporate Learning angekurbelt und geprägt werden könnte. Herausforderungen können sich hierbei auf sämtliche KI-Anwendungen beziehen oder je nach Argument auch nur auf eine Teilmenge. Die Herausforderungen sind nicht strikt trennscharf, sollen aber Schwerpunkte setzen.

Die bereits in den Experteninterviews und informellen Gesprächen aufgekommene Aussage, dass Stand heute nicht der technologische Fortschritt der bremsende Faktor ist, spiegelt sich auch in den Ergebnissen aus der Literaturanalyse wider. Einige der Herausforderung lassen sich direkt durch einzelne Anspruchsgruppen wie beispielsweise Entscheidungsträger*innen im Bereich Corporate Learning beeinflussen, während andere erst auf übergeordneter Ebene von Forschung und Politik geprägt werden können. Diese Arbeit richtet sich in erster Linie an die Zielgruppe der Corporate-Learning-Entscheidungsträger*innen. Daher werden abschliessend Handlungsempfehlungen formuliert, die zum Fortschritt KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning beitragen können.

Um den Fortschritt anzuregen, gilt es neben der zentralen Herausforderung fehlender oder ungenügender Daten ein zweites Hauptproblem zu lösen, das sich in der Literaturanalyse herauskristallisiert hat. Dieses charakterisiert sich durch einen vermuteten hohen Initialaufwand zur Entwicklung und Einführung KI-basierter Systeme mit gleichzeitig wenigen validen Beispielen als Vorbilder sowie wenigen Kenntnissen über den tatsächlichen Nutzen und die Wirkung dieser Systeme. Es gilt, diesen Kreis zu durchbrechen. Dafür bietet sich eine Haltung des Experimentierens und Explorierens an. Weiter tritt zutage, dass Grundwissen und -kompetenzen von Seiten der L&D-Professionals, aber auch der Computer- und Data-Science-Expert*innen im jeweiligen gegenseitigen Fachgebiet aufgebaut werden müssen. Die in dieser Arbeit erarbeiteten Grundlagen und Hilfestellungen können dabei unterstützen, die Brücke zu schlagen und eine gemeinsame Sprache zu finden. Als dritter zentraler Aspekt und somit als dritte Handlungsempfehlung ist es erforderlich, ein messbares Modell, auf das sich die zentralen Anspruchsgruppen einigen, zu generieren, die dafür notwendigen Daten zu sammeln und damit erste Versuche zu starten. Eine Möglichkeit dafür kann sein, mit Anbietenden und Wissenschaftspartner*innen zusammenzuarbeiten, um gegenseitig von Erfahrungen zu profitieren. Die Analyse zu den Einflussfaktoren, die den Fortschritt KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning prägen, leistet folgende Proposition:

Proposition F1.1: Besonders bremsende Faktoren sind fehlende Daten, fehlendes Wissen und Kompetenzen von Seiten der L&D-Professionals, die hohe Anfangsinvestition ohne Kenntnisse zur tatsächlichen Wirkung und die Komplexität des Corporate-Learning-Phänomens.

Nach Beleuchtung der fortschrittsprägenden Einflussfaktoren und der dazugehörigen Handlungsempfehlungen zu Händen der Entscheidungsträger*innen aus der Corporate-Learning-Praxis wird nachstehend auf die Beantwortung der Forschungsfrage 1 zu Anwendungen und Nutzenpotenzialen eingegangen.

9.3 Anwendungsübersicht von KI im Corporate Learning Kontext

F1: Welche KI-basierten Systeme bieten welche Nutzenpotenziale im Kontext von Corporate Learning?

Ein Ziel dieser Forschungsarbeit bestand darin, eine ausführliche Auslegeordnung an Anwendungen zu erarbeiten, die bereits heutzutage mögliche und realistisch erscheinende Varianten KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning aufzeigt. Eine solche systematische Aufarbeitung fehlt bislang in der wissenschaftlichen Literatur. Die Analysen der im Rahmen der systematischen Literaturstudie erhobenen Literatur, der Marktanalyse, der Praxisliteratur und der Fallstudienuntersuchung führen zu dem Endergebnis, das in nachfolgender Abbildung zusammengefasst wird. Aus der Abbildung gehen die identifizierten Anwendungen hervor, wobei diese nach den Prozessschritten und den Leistungsportfolio-Elementen von Corporate Learning gegliedert sind. Diese Konzeptualisierungsvariante von Corporate Learning wurde im theoretischen Bezugsrahmen erarbeitet.

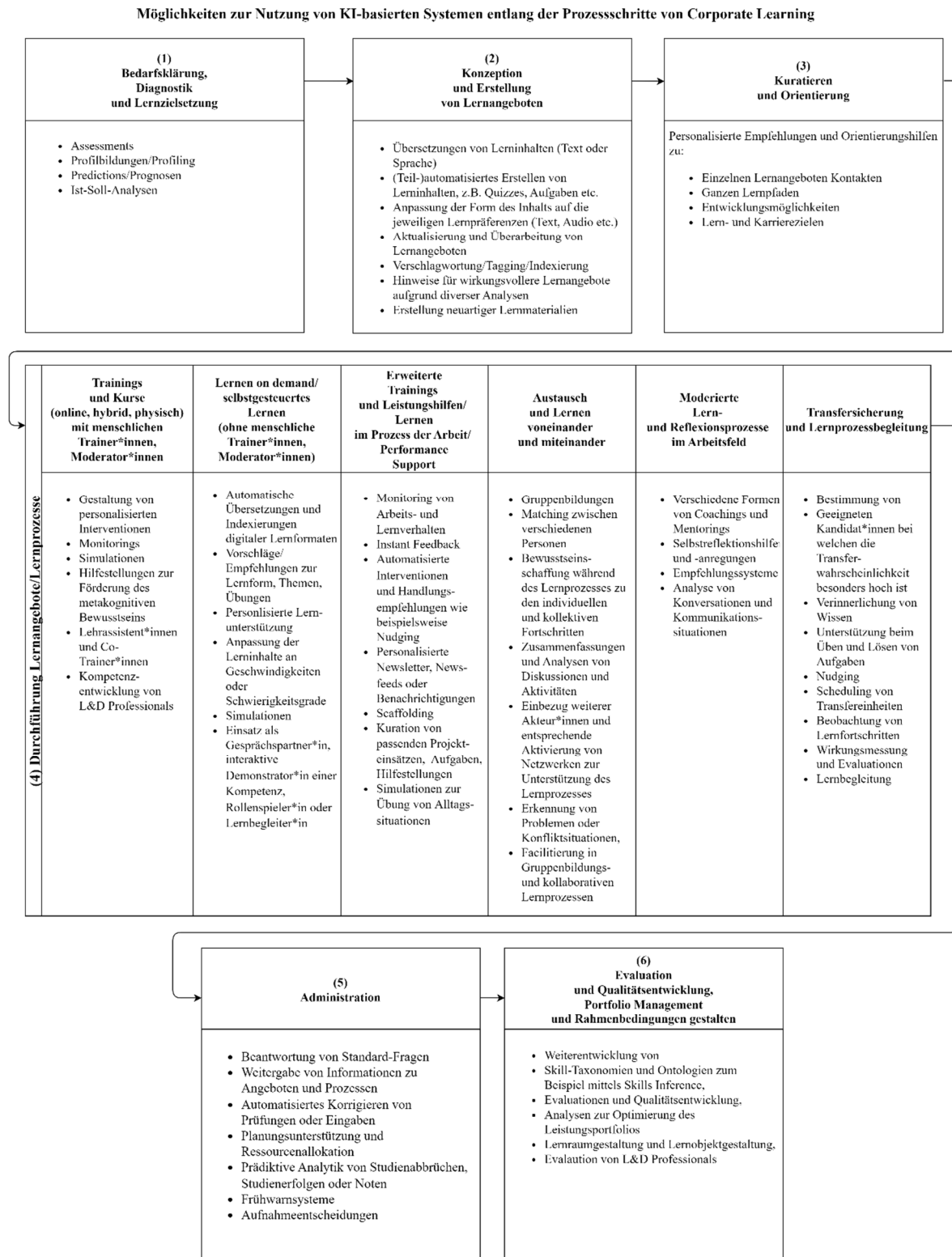


Abbildung 64: Anwendungsübersicht entlang der CL-Prozessschritte
(eigene Darstellung)

Die Visualisierung verdeutlicht, dass sich in allen Prozessschritten, Leistungsportfolio-Elementen und darin vorkommenden Aufgaben KI-basierte Systeme unterschiedlich nutzen lassen. Daraus resultiert folgende Proposition:

Proposition F1.2: In allen Prozessschritten und Leistungsportfolio-Elementen können KI-basierte Systeme eingesetzt werden, solange dabei die Augmentationsperspektive eingenommen wird.

Die umfassende Analyse zu KI-Anwendungen im Kontext von Corporate Learning verdeutlicht, dass grundsätzlich in allen Prozessschritten und Leistungsportfolio-Elementen von Corporate Learning KI-basierte Systeme verwendet werden können. Damit diese Aussage Gültigkeit besitzt, ist zu beachten, dass sie unter der Perspektive der Augmentation statt der Substitution getroffen wurde. Es erscheint in den meisten Fällen als realistisch, dass Teilaspekte KI-basierter Systeme übernommen werden können und im Zusammenspiel mit menschlichen L&D-Professionals einen Mehrwert generieren können. Eine vollständige Übernahme ganzer Prozessschritte oder Leistungsportfolio-Elemente durch KI-basierte Systeme erscheint hingegen nach heutigem Kenntnisstand in den wenigsten Fällen als realistisch respektive zweckmässig.

In dieser Studie konnten die folgenden typischen KI-basierten Systeme identifiziert werden, die je nach Beschaffenheit eine oder mehrere der oben aufgelisteten Aufgaben umfassen und in verschiedenen Prozessschritten sowie für unterschiedliche Leistungsportfolio-Elemente zum Einsatz kommen können:

*(Affektive) intelligente Tutoring-Systeme, adaptive Assessments, adaptive Lernsysteme, Chatbots und Voicebots, Classroom Monitoring Systems, Smart Classrooms, digitale Lernassistent*innen, Diskursanalysen, Educational Co-Bots, Empfehlungssysteme, KI-basierte Prognosen, Klassifizierungssysteme, Learning-Experience-Plattformen (LXP), Matching-Plattformen, pädagogische Agenten, Learning-Reinforcement-Systeme, Robo Grader, Sentimentsanalysen, Sprach-, Bild- und Textanalysen, -erkennung und -generierung, Talent Marketplaces, verschiedene weitere Formen digitaler screen-based KI-basierte Systeme/namenlose KI-basierte Systeme*

Nähere Beschreibungen zu den in dieser Übersicht erwähnten Anwendungsmöglichkeiten KI-basierter Systeme können im Abschnitt 7.5.3 nachgelesen werden. Konkrete Einblicke und vertiefte Beschreibungen in heute bereits in der Praxis erfolgreich angewendete KI-basierte Systeme werden im Rahmen der Fallstudienuntersuchung für die folgenden Anwendungen geboten:

- Fallstudie A: KI-basierte Learning-Experience-Plattform
- Fallstudie B: KI-basierte adaptive Lernlösung und Learning-Reinforcement-System
- Fallstudie C: augmented Coaching-Lösung und adaptives Assessment

Im Gegensatz zum Schulkontext, in dem die Optimierung der menschlichen Lehrperson in zahlreichen Fällen im Vordergrund steht, offenbaren sich im Corporate Learning andere Entwicklungslinien. Das Thema ganzer Ökosysteme für eigenverantwortliches und selbstreguliertes Lernen mit einem grossen Anteil an Selbstbedienung von Seiten der Mitarbeitenden, Skills als zentrale Einheit für die zugrunde liegenden Modelle und Taxonomien, eine grössere Vielfalt an potenziell interessanten Datenquellen und Datenarten sowie eine grössere Beachtung arbeitsintegrierten Lernens, Coachings, Kuratierens und soziales Lernen sind zentrale Aspekte, die KI-basierte Systeme im Kontext von Corporate Learning von der Thematisierung im Schulkontext unterscheiden. Dies veranschaulicht, dass ein reines Übernehmen der Diskussionen und Erkenntnisse aus der bisherigen AIED-Literatur zu kurz greift, da sich diese häufig mit formellen Lernprozessen ausserhalb des Arbeitsplatzes beschäftigen. Die AIED-Forschung wird zwar als relevante und eng verwandte Disziplin hinsichtlich der Erforschung von KI in der Personalentwicklung gesehen, deckt jedoch zentrale Themenfelder im Bereich Corporate Learning zu wenig ab. Aufgrund dieser Tatsache ist es zentral, dass sich die Personalentwicklungsforschung selbst vermehrt mit dem Thema KI befasst. Die vorliegende Forschungsarbeit kann hierfür als Grundlage herangezogen werden.

Wie das CL&AI-Modell verdeutlicht, gilt es neben der grundsätzlichen Eignung eines KI-basierten Systems für einen Prozessschritt oder ein Leistungsportfolio-Element weitere Aspekte zu beachten, zum Beispiel ethische und rechtliche Überlegungen, eine Abschätzung von Aufwand und Nutzen sowie strategische und normative Abwägungen. Die obige Anwendungsübersicht zeigt Ansatzpunkte, wie KI-basierte Systeme für die Kompetenzentwicklung im Kontext von Corporate Learning zum Einsatz kommen können. Die Beurteilung, welche Anwendungen tatsächlich im eigenen Kontext sinnvoll sind, gilt es situativ vorzunehmen und darüber zu entscheiden.

Ferner ist zu beachten, dass die aufgezeigten Anwendungen unterschiedliche Aufwände in der Entwicklung und im Betrieb aufweisen. Die Auflistung enthält keine Aussage darüber, wie einfach oder aufwendig solche Anwendungen umgesetzt werden könnten. Sie trifft indes die Aussage, dass diese Anwendungen zum heutigen Zeitpunkt bereits im Einsatz sind oder zum heutigen Zeitpunkt als mit schwacher KI realistisch umsetzbar beurteilt werden.

Zudem erscheint von Bedeutung, dass Stand heute einzelne der genannten Anwendungen umgesetzt werden, aber noch wenige Kombinationen existieren. Dies erscheint indes einen besonderen Mehrwert zu versprechen und gilt als mittel- bis langfristige Zielsetzung für den Fortschritt KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning. In den Fallstudien wurde erfragt, welche Entwicklungslinien im Sinne des Fortschritts KI-

basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning gesehen werden. Aufgrund der Antworten sowie weiterer Hinweise im Verlauf der Forschungsarbeit lassen sich folgende Annahmen für die nähere Zukunft zusammenfassend ableiten:

Stand heute zeigen sich die Anwendungen grösstenteils zunächst als Silolösungen; erste Bestrebungen zur Weiterentwicklung in Richtung Ökosysteme sind beobachtbar, beispielsweise in der Fallstudie A. Dort konnte eine Evolution eines klar auf das Kuratieren von Lernangeboten ausgerichteten LXP hin zu einem umfassenderen Talent Marketplace beobachtet werden, der einige mehr Funktionen beinhaltet als das blosses Kuratieren von Lernangeboten. Doch auch in diesem Fall sind die im LXP enthaltenen Lernangebote selbst noch nicht adaptiv und Simulationen oder KI-basierte pädagogische Agenten kommen noch nicht in den Einsatz. Andere Anbietende, die in der Marktanalyse identifiziert werden konnten, arbeiten an solchen Themen, widmen sich allerdings weniger dem Bereich des Kuratierens. KI-basierte Systeme als Co-Trainer*innen oder Rollenspieler*innen in Lehr- und Lernsituationen sowie Simulationen befinden sich aktuell im Entwicklungsstatus und scheinen aufgrund der Marktanalyse sowie der Aussagen aus den Fallstudien in nächster Zeit zuzunehmen.

Die obige Diskussion führt zu folgenden Propositionen:

Proposition F1.3: Der Fortschritt KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning zeigt sich tendenziell evolutionär und nicht revolutionär.

Proposition F1.4: Es offenbart sich eine Tendenz zur Verknüpfung KI-basierter Einzelösungen, die sich in den kommenden Jahren verstärken wird.

Trotz der aktuell wahrgenommenen Tendenz zur Evolution statt Revolution lässt sich nicht ausschliessen, dass Veränderungen aufgrund KI-basierter Systeme für Akteur*innen revolutionär anmuten, da diese Wahrnehmung stark mit der individuellen Situation zusammenhängt. Insbesondere die Auswirkungen auf die Rollen von L&D-Professionals unterliegen verschiedenen Aspekten, die je nach heutiger Praxis als evolutionär oder revolutionär im eigenen Kontext aufgefasst werden können. Welche Auswirkungen KI-basierte Systeme auf die Rollen von L&D-Professionals haben können und wie sowie welches Wissen und welche Kompetenzen aufgebaut werden könnten, wird im Unterkapitel 9.6 veranschaulicht.

Zudem liegt die Vermutung nahe, dass zum aktuellen Zeitpunkt die verschiedenen Lösungen im Kontext von Corporate Learning noch in einem begrenzten Kontext und lediglich bedingt skaliert im Einsatz sind, weshalb die Thematik von Bias aktuell noch keine weitreichenden Konsequenzen haben kann. Dies kann sich jederzeit ändern, wie

bereits skalierte und prominente Beispiele aus dem chinesischen Schulkontext zeigen. Es gilt, die Risiken frühzeitig zu beachten und Risiken wie beispielsweise datenbasierte Verzerrungen (bspw. die Skalierung von Stereotypen oder eine systematische Diskriminierung von Minderheiten aufgrund verzerrter Vergangenheitsdaten) mitzudenken und diesen zu begegnen.

Die Analyse von Anwendungen im Kontext von Corporate Learning birgt den Vorteil, dass sie konkrete Beispiele liefert und Anwendungsmöglichkeiten aufzeigt. Gleichzeitig unterliegen solche Anwendungsübersichten der Schnelllebigkeit des Themas. Es erscheint wahrscheinlich, dass bereits in wenigen Monaten weitere und andere Beispiele bekannt werden und sich das Anwendungsfeld vergrößert. Aus diesem Grund wurde die Anwendungsübersicht auf einer übergeordneten Ebene erarbeitet und nicht zu detailliert aufbereitet. Sie orientiert sich systematisch am theoretischen Bezugsrahmen und kann künftig ergänzt, angepasst und vertieft werden.

Ob die Nutzung eines KI-basierten Systems als erfolgreich beurteilt werden kann, hängt massgeblich von den damit verfolgten Zielsetzungen ab. Nachfolgend werden die Nutzenpotenziale KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning zusammengefasst. Sie verkörpern erhoffte Chancen und angestrebte Ziele, die mit KI-basierten Systemen im Kontext von Corporate Learning verbunden werden. Ihnen gegenübergestellt werden Risiken, die es gleichzeitig zu beachten gilt.

9.4 Nutzenpotenziale und Risiken

F1: Welche KI-basierten Systeme bieten **welche Nutzenpotenziale** im Kontext von Corporate Learning?

Der Aufarbeitung der finalen Ergebnisse zu den Nutzenpotenzialen liegt nachstehende Logik zugrunde:

- Auslegeordnung an Nutzenpotenzialen, die im Kontext von Corporate Learning in Kombination mit KI-basierten Systemen identifiziert werden konnten
- Zusammenfassung von Risiken und Befürchtungen, die an der Schnittstelle von KI und Corporate Learning eine besondere Relevanz aufweisen
- Beurteilung der Potenziale KI-basierter Lösungen dahin gehend, wie sie die Entwicklungslinien von Corporate Learning im Kontext der digitalen Transformation unterstützen können

Auslegeordnung an Nutzenpotenzialen, die im Kontext von Corporate Learning in Kombination mit KI-basierten Systemen identifiziert werden konnten:

Die mit KI-basierten Systemen im Kontext von Corporate Learning verbundenen Nutzenpotenziale sind vielfältig und wurden in dieser Arbeit in die Überkategorien Effektivität, Effizienz, neue Erkenntnisse, Orientierung und Skalierung eingeteilt. Je nach angestrebtem Nutzenpotenzial kommen andere KI-basierte Systeme infrage. Je nach Lösung können ferner verschiedene Nutzenpotenziale gleichzeitig realisiert werden. Darüber hinaus sind verschiedene Nutzenpotenziale gegeneinander abzuwägen. Die nachfolgende Tabelle zeigt zentrale Nutzenpotenziale auf, die in der Literaturstudie und in der Fallstudienuntersuchung identifiziert werden konnten. Die Nutzenpotenziale aus der Literaturstudie sind aufgrund der Datenlage umfassender, je nach Nutzenpotenzial aber weniger Corporate-Learning-spezifisch. Die Nutzenpotenziale aus der Fallstudienuntersuchung sind spezifisch auf den Kontext von Corporate Learning ausgerichtet, decken allerdings eine weniger grosse Bandbreite ab. Die Kombination der Erkenntnisse aus den beiden Studien bietet eine reichhaltige Übersicht an Nutzenpotenzialen und erscheint als Ausgangspunkt zur Diskussion und Abschätzung KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning zielführend. Als zentrale Narrative in Bezug auf Nutzenpotenziale im Kontext von Corporate Learning lassen sich, basierend auf den Fallstudien, folgende herleiten:

- LMS und One-size-fits-all-Lösungen im heutigen Corporate Learning reichen nicht mehr aus, um den Anforderungen im Kontext der digitalen Transformation gerecht zu werden. Sie sind zu wenig auf individuelle Bedürfnisse ausgerichtet.
- Die User Experience im Bereich von Corporate-Learning-Angeboten und -Systemen hinkt den allgemeinen Entwicklungen auf dem Konsumentenmarkt hinterher.
- Eine höhere Lernerzentrierung und entsprechende Personalisierung sind notwendig, um die individuellen Lernbedürfnisse abdecken und eine höhere Wirkung entfalten zu können.

Die kommende Visualisierung fasst alle Nutzenpotenziale zusammen, die im Kontext von Corporate Learning als zentral identifiziert wurden. Die Einordnung in die Abstufungen hoch, mittel und tief soll veranschaulichen, dass die Nutzenpotenziale je nach Beurteiler*in unterschiedliche Wichtigkeitsstufen haben können.

Nutzenpotenziale KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning

Effektivität (ET) - learn better		neue Erkenntnisse (ER) - new insights for learning	
hoch, mittel, tief	ET01: Personalisierung, Individualisierung und Adaption	hoch, mittel, tief	ER01: Hinweise zur besseren Modellierung der verschiedenen Modelle
hoch, mittel, tief	ET02: Zeitnahe Impulse während des Lernprozesses	hoch, mittel, tief	ER02: Hinweise für die Generierung von neuen Lehr- und Lerntheorien
hoch, mittel, tief	ET03: Formative statt summative Evaluation	hoch, mittel, tief	ER03: Bewusstes Suchen nach neuen Ansätzen
hoch, mittel, tief	ET04: Direkt im Arbeitsalltag ansetzen	hoch, mittel, tief	ER04: Zielgruppe besser verstehen
hoch, mittel, tief	ET05: Erhöhung der Beteiligung, Interaktion und des Engagements	hoch, mittel, tief	ER05: Überblick und Transparenz über Investitionen und Auswirkungen
hoch, mittel, tief	ET06: Abwechslung und Motivation	hoch, mittel, tief	ER06: Mehr Messbarkeit und Präzision
hoch, mittel, tief	ET07: Soziales Lernen ankurbeln	hoch, mittel, tief	ER07: Identifizierung des Schulungs- und Kompetenzbedarfs
hoch, mittel, tief	ET08: Mehr Einblicke in den Lernprozess für bessere Unterstützung	hoch, mittel, tief	ER08: Innovativ sein und Erfahrungen sammeln
hoch, mittel, tief	ET09: Komplementierung bestehender Lernangebote / Lernprozesse	Orientierung (OR) - more targeted learning and better decisions	
hoch, mittel, tief	ET10: Entlastung bei Routine-Aufgaben für mehr menschliche Interaktion	hoch, mittel, tief	OR01: Ordnung, Kuration
hoch, mittel, tief	ET11: Mehr Aufmerksamkeit pro lernender Person	hoch, mittel, tief	OR02: Orientierung über die nächsten Schritte je Mitarbeiter*in
hoch, mittel, tief	ET12: Niedrigschwelliger Zugang bei Fragen	hoch, mittel, tief	OR03: Zielgerichtete Entwicklungsmassnahmen
hoch, mittel, tief	ET13: Immersive Lernerlebnisse	hoch, mittel, tief	OR04: Weniger Bias
hoch, mittel, tief	ET14: User Experience angelehnt an Benchmark der Konsumentenwelt	hoch, mittel, tief	OR05: Vorbereitung auf eine ungewisse Zukunft
hoch, mittel, tief	ET15: Monitoring von unerwünschtem oder ineffektivem Verhalten	hoch, mittel, tief	OR06: Strategischere Rolle von L&D-Professionals
hoch, mittel, tief	ET16: Angepasstes Tempo und Schwierigkeitsgrade	Skalierung (SK) - more learners	
hoch, mittel, tief	ET17: Ein sicherer Ort zum Üben	hoch, mittel, tief	SK01: Skalierung von verschiedenen Lernformen
hoch, mittel, tief	ET18: Voreingenommenheit/menschlicher Bias reduzieren	hoch, mittel, tief	SK02: Skalierung bereits skalierter Lernangebote in einer besseren Qualität
hoch, mittel, tief	ET19: Die zentrale Rolle der Vorgesetzten im Lernprozess stärken	hoch, mittel, tief	SK03: Ausgleich von fehlenden Ressourcen
Effizienz (EZ) - learn more for less, or learn the same for less		hoch, mittel, tief	SK04: Demokratisierung
hoch, mittel, tief	EZ01: Einsparung von Lernzeit, Rationalisierung der Ausbildungszeit	hoch, mittel, tief	SK05: Überwindung von Sprachbarrieren
hoch, mittel, tief	EZ02: Besseres Gleichgewicht zwischen Arbeits- und Ausbildungszeit	hoch, mittel, tief	SK06: Durch Abdeckung der Masse mehr Kapazität für Spezial-Lösungen
hoch, mittel, tief	EZ03: Einsparungen bei Content Creation		
hoch, mittel, tief	EZ04: Automatisierung/Befreiung von Routine Tasks		
hoch, mittel, tief	EZ05: Mehr Profit durch Kostensenkung und Effizienz		

Abbildung 65: Nutzenpotenziale KI-basierter Systeme im Corporate Learning
(eigene Darstellung)

Die einzelnen Nutzenpotenziale sind nicht in allen Fällen trennscharf und können in Zielharmonie, Zielneutralität oder Zielkonflikten stehen. Die Hilfestellung soll dazu dienen, eine Priorisierung respektive Abwägung der erhofften Nutzenpotenziale vorzunehmen. Je nach verfolgten Nutzenpotenzialen wird sich auch die Beurteilung des Erfolgs des KI-basierten Systems unterscheiden. Das Thema Nutzenpotenziale und Erfolgsbeurteilung ist stark situativ und kann und soll nicht übergeordnet beantwortet werden. Aufgrund des Vergleichs zwischen den in der Literaturstudie identifizierten Nutzenpotenzialen und der Nennungen in den drei Fällen der Fallstudienuntersuchung lässt sich herleiten, dass sowohl im allgemeinen Bildungskontext als auch im Kontext von Corporate Learning verschiedene Beweggründe rund um Effektivität, Effizienz, Skalierung, Orientierung und neue Erkenntnisse als Argumente für einen Einsatz KI-basierter Systeme gelten und es zum heutigen Erkenntnisstand keine eindeutige Tendenz in die eine Richtung gibt.

Die bisherigen Ergebnisse lassen sich in den folgenden beiden Propositionen festhalten:

Proposition F1.5: Die Nutzenpotenziale KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning lassen sich in Effektivität, Effizienz, neue Erkenntnisse, Orientierung und Skalierung gliedern.

Proposition F1.6: Es lässt sich keine klare Tendenz in eine bestimmte Nutzenpotenzial-Kategorie im Kontext von Corporate Learning feststellen.

Die Aufarbeitung der Nutzenpotenziale zeigt eine Bandbreite an Mehrwerten, die KI-basierte Systeme für Corporate Learning aktuell und potenziell bieten können. Durch den Vergleich der Nutzenpotenziale lassen sich übergeordnete Schlüsse ziehen. Zwei zentrale Schlüsse für den Kontext von Corporate Learning lauten wie folgt:

- Einige der Nutzenpotenziale können direkt durch KI-basierte Systeme erzielt werden, indem sie beispielsweise direkt im Lernprozess eingesetzt werden und so zu einer effektiveren und/oder effizienteren individuellen Kompetenzentwicklung beitragen. Andere Nutzenpotenziale werden durch KI-basierte Systeme indirekt ermöglicht, indem KI-basierte Systeme die Menschen von Aufgaben entlasten und zum Beispiel L&D-Professionals mehr Zeit in die Gestaltung individueller Kompetenzentwicklung investieren können.
- Während einige Nutzenpotenziale auf lang existierende Problemstellungen und bestehende Aufgaben abzielen, sind andere Nutzenpotenziale eng mit anderen neueren Entwicklungen in der Arbeits- und Lernwelt verbunden. Während die Erhöhung der Wirksamkeit von Lernangeboten ein altbekanntes Problem darstellt, sind Unübersichtlichkeit, Vielfältigkeit und Schnelllebigkeit der Open Educational Resources tendenziell neuere Probleme, für die KI-basierte Systeme Lösungsansätze bieten können.

Zusammenfassung von Risiken und Befürchtungen, die an der Schnittstelle von KI und Corporate Learning eine besondere Relevanz besitzen:

Bei der Auseinandersetzung mit Nutzenpotenzialen erscheint zentral, dass gleichzeitig auch die Befürchtungen und Risiken beachtet werden, die im Zusammenhang mit KI-basierten Systemen im Kontext von Corporate Learning auftreten. Die gleichzeitige Betrachtung von Nutzenpotenzialen, aber auch die Beachtung von Befürchtungen und Risiken führen zu einer verantwortungsvollen und kritisch-reflektierten Auseinandersetzung. Würden allein die Nutzenpotenziale berücksichtigt werden, könnte dies ein zu beschönigendes und naives Bild auf die Thematik werfen. Die folgende Tabelle fasst die identifizierten Befürchtungen und Risiken zusammen:

Tabelle 76: Risiken KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning
(eigene Darstellung)

Falsche oder unerwünschte Ergebnisse	– Falsche Schlüsse – Kontext- und kulturelle Passung, beschränkte Übertragbarkeit – Stereotypisierung – Übereinfachung komplexer Probleme – Von der Vergangenheit auf die Zukunft schliessen – Zweifelhafter pädagogischer Wert
Keine nachhaltige positive Wirkung	– Demotivation und Enttäuschungen – Verpuffender Neuigkeitseffekt – Fehlendes Vertrauen
Hoher Aufwand	– Hoher Aufwand/hohe Kosten
Negative gesellschaftliche Auswirkungen	– Angst vor Substitution und Dehumanisierung – Nicht intendierte Auswirkungen
Fragezeichen zu Verantwortungsthemen	– Abhängigkeiten und Vordergründigkeit wirtschaftlicher Interessen – Fragezeichen in Bezug auf Verantwortungs- und Haftungsthemen
Bedenken in Bezug auf Kontrolle, Manipulierbarkeit und Umgang mit Daten	– Betrug und Manipulation – Kontrolle/gläserne Lerner*innen/Mitarbeitende – Umgang mit Daten (Datenschutz und Datensicherheit) – Diverse weitere ethische Bedenken

Ein Hauptrisiko KI-basierter Systeme, das spezifisch für den Bildungskontext und den Kontext von Corporate Learning gilt, bildet der zweifelhafte pädagogische Wert. Aufgrund der Zentralität dieses Themas wurde es im Abschnitt 7.6.2 aufgearbeitet. Die Erkenntnisse aus den drei Studien dieser Forschungsarbeit zeigen, dass das Risiko unerwünschter pädagogischer Praktiken durch KI-basierte Systeme zwar gegeben ist, dass aufgrund der aktuellen Beobachtungen jedoch keine klare Tendenz in eine solche unerwünschte Richtung festzustellen ist. Vielmehr stehen verschiedene Varianten und Beweggründe hinter der Entwicklung und dem Einsatz KI-basierter Systeme. Daraus resultiert folgende Proposition:

Proposition F1.7: KI-basierte Systeme werden für unterschiedliche Zwecke eingesetzt. Eine klare Tendenz in Richtung unerwünschter pädagogischer Praktiken kann im Kontext von Corporate Learning nicht festgestellt werden.

Die bisherigen Aufarbeitungen wurden explorativ und induktiv aus dem Datenmaterial hergeleitet. Als letzter Schritt in Bezug auf die Ergebnisse zum Thema der Nutzenpotenziale und Risiken soll eine Verbindung zum theoretischen Bezugsrahmen hergestellt werden und ein Abgleich stattfinden.

Beurteilung der Potenziale KI-basierter Lösungen dahin gehend, wie sie die Entwicklungslinien von Corporate Learning im Kontext der digitalen Transformation unterstützen können:

In dieser Forschungsarbeit lag der Fokus auf der Entwicklung eines theoretischen Bezugsrahmens, der die Untersuchung KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning zukunftsgerichtet ermöglicht. Dafür wurde Corporate Learning mit den Eigenschaften der digitalen Transformation in Verbindung gebracht und es wurden dazu passende Konzepte und Theorien beigezogen. An dieser Stelle ist von Interesse, neben den induktiv erarbeiteten Nutzenpotenziale und Risiken zu reflektieren, wie der Einsatz KI-basierter Systeme mit den zentralen Konzepten aus dem theoretischen Bezugsrahmen harmonisiert oder hierzu im Widerspruch steht. Diese Interpretationsleistung wird nachfolgend vorgenommen. Es handelt sich um Einschätzungen, die auf einer technologieaffinen Haltung beruhen.

Hauptkritikpunkte an heutiger Personalentwicklung/Corporate Learning:

- 1) Nicht ausreichend strategisch aufgestellt, zu operativ

Insbesondere in den Fallstudien konnten Aussagen gewonnen werden, die die Vermutung nahelegen, dass KI-basierte Systeme das Potenzial bieten, dass Corporate Learning und die Rolle der L&D-Professionals durch die Hilfe von KI strategischer wird. Insbesondere in den Fallstudien A und C wird gezeigt, dass aufgrund von mehr Auswertungen, besseren Einblicken und Dashboards ein neuer Platz am Tisch von Entscheidungsträger*innen eines Unternehmens eingenommen werden kann und insbesondere die L&D-Rolle als strategischer Berater durch KI-basierte Systeme gestützt wird.

- 2) Fehlender Ausweis für Effektivität und Return on Investment (ROI)

Ob dieser Kritikpunkt tatsächlich durch KI-basierte Systeme verbessert werden kann, erscheint aufgrund der heutigen Erkenntnislage weiterhin offen. Die Messbarkeit von Transfer und allgemein der Wirkung von Lernen im Kontext von Corporate Learning ist eine Thematik, auf die bislang keine befriedigende Antwort gefunden werden konnte. Dies ist etwa auf die Vielschichtigkeit des Phänomens zurückzuführen. KI-basierte Systeme wie auch die Wirkungsmessung von Corporate Learning Massnahmen teilen die Herausforderung, dass sie mit Modellen abgebildet werden sollten. KI-basierte Systeme bieten möglicherweise neue Ansätze, neue Erkenntnisse zu liefern, lösen die Thematik aber nicht automatisch.

3) Personalentwicklung fokussiert auf Randthemen

KI-basierte Systeme ermöglichen eine höhere Dezentralisierung und Eigenverantwortung der Lernenden bei gleichzeitig besserer Orientierung und einem vielfältigeren Angebot (Fall KI-basiertes LXP). Entsprechend kann das Individuum seine eigene Kompetenzentwicklung besser steuern. Mithin erscheint wahrscheinlich, dass die grössere Wahlfreiheit von Mitarbeitenden auch zur Folge hat, dass Kernthemen adressiert werden. Gleichwohl hängt die Verbesserung dieses Aspekts stark von der Umsetzung KI-basierter Systeme ab, da beispielsweise ein adaptives Lernsystem auch für Randthemen eingesetzt werden kann.

4) Angebot von Inhalten ohne entsprechende Bedarfsanalyse und fehlende Systematik im Angebotsportfolio

KI-basierte Systeme bieten verschiedene Möglichkeiten, Bedarfsanalysen passgenauer zu gestalten und umzusetzen. Werden diese Möglichkeiten und die entsprechenden Erkenntnisse für die Gestaltung des Angebotsportfolios genutzt, liegt es nahe, dass diesem Kritikpunkt durch den Einsatz KI-basierter Systeme entgegengewirkt werden kann.

5) Mangelnde Kenntnisse in Bezug auf Arbeit und Arbeitsumfeld

KI-basierte Systeme bergen das Potenzial, vertieftere Einblicke in Lern- und Arbeitsprozesse von Mitarbeitenden zu liefern. Dennoch erscheint es zum aktuellen Erkenntnisstand wenig realistisch, dass durch KI-basierte Systeme sämtliche Kenntnisse in Bezug auf Arbeit und Arbeitsumfeld automatisch an L&D-Professionals herangetragen werden können. Es erscheint wahrscheinlich, dass für diesen Kritikpunkt weiterhin menschliche Bemühungen vonnöten sind, die allerdings durch KI-basierte Systeme unterstützt werden können.

6) Transferprobleme

Je nach Anwendungsfall kann es sein, dass weniger hohe Transferprobleme auftreten, da aufgrund der Möglichkeiten KI-basierter Systeme Lernen und Arbeiten noch gezielter zusammenwachsen können und integriert vonstattengehen. In Fällen der formellen Bildung bieten KI-basierte Systeme zusätzliche Transferhilfen. Es ist wahrscheinlich, dass Transferproblemen mit KI-basierten Systemen entgegengewirkt werden kann. Gleichwohl wird sich diese Thematik nicht automatisch lösen und weiterhin von Relevanz bleiben.

7) Lernen wird häufig von Arbeit getrennt

KI-basierte Systeme können Lernprozesse näher mit dem Arbeitsalltag verknüpfen. Allerdings erscheinen KI-basierte Systeme nicht als Garant dafür, dass dies auch tatsächlich geschieht. Je nach KI-basiertem System sowie Lehr- und

Lernverständnis von Corporate-Learning-Abteilungen können KI-basierte Systeme entweder gezielt für arbeitsplatzintegriertes Lernen eingesetzt werden oder formelles Lernen optimieren.

8) L&D ist zu langsam

KI-basierte Systeme bieten durch ihre Funktionalitäten verschiedene Möglichkeiten, Lernangebote zum einen schneller zu erstellen, zum anderen aber auch individueller und auf Nachfrage zur Verfügung zu stellen sowie zu kuratieren. Durch mehr Selbstbedienung und Auswertungen in Echtzeit sowie KI-basierte Unterstützung bei der Generierung und im Tagging von Content erscheint es realistisch, dass durch KI die Reaktion und Lieferzeit von L&D verbessert werden.

9) Zu wenig auf individuelle Bedürfnisse ausgerichtet

Ein Kernnarrativ zu KI-basierten Systemen im Kontext von Corporate Learning bildet das Thema der Individualisierung, Personalisierung und Adaptivität. Somit erscheint wahrscheinlich, dass KI-basierte Systeme insbesondere diesen Kritikpunkt verbessern können.

Es zeigt sich, dass der Einsatz KI-basierter Systeme das Potenzial hat, heutige Kritikpunkte abzuschwächen und neu zu lösen. Gleichwohl ist ersichtlich, dass heutige Kritikpunkte, insbesondere das Thema des fehlenden Ausweises der Wirkung oder Transferprobleme sowie die fehlende Datenbasierung heutiger Personalentwicklung, Herausforderungen darstellen, die den Fortschritt KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning verlangsamen oder sogar verhindern könnten.

KI-basierte Systeme als Unterstützung von zukunftsgerichtetem Corporate Learning im Kontext der digitalen Transformation:

Tabelle 77 bietet eine Einschätzung, wie KI-basierte Systeme in Bezug auf die rechte Seite der Kontrastchiffren¹⁸ – und damit zukunftsgerichtet - eingesetzt werden können.

¹⁸ Siehe 'Tabelle 6: Kontrastierung: traditionelles vs. zukunftsgerichtetes Corporate Learning' in Unterkapitel 3.3 des theoretischen Bezugsrahmens als Grundlage.

Tabelle 77: Zukunftsgerichtetes Corporate Learning mit KI-basierten Systemen
(eigene Darstellung)

	Zukunftsgerichtetes Corporate Learning im Kontext der digitalen Transformation	Einschätzung, ob und wie KI-basierte Systeme hierbei einen Nutzen stiften können
Rolle Lernende	Lernende als autonome Lerner*innen Aktive Lerner*innen Individuum lernt selbstgesteuert, selbstorganisiert, eigenverantwortlich und kontinuierlich	Die hier beschriebenen Merkmale der Rolle von Lernenden werden auch im Zusammenhang mit Nutzenpotenzialen und Anwendungen KI-basierter Systeme diskutiert, und es erscheint entsprechend wahrscheinlich, dass KI-basierte Systeme hierzu einen Beitrag leisten können.
Fokus	Fokus auf Individuum, Team und Organisation (Lernkultur)	Aufgrund des Forschungsschwerpunkts dieser Arbeit wurde insbesondere die Ebene des Individuums untersucht. Aufgrund der Erkenntnisse in Bezug auf kollaboratives Lernen erscheint wahrscheinlich, dass KI-basierte Systeme auch auf Team- und Organisationsebene einen wesentlichen Beitrag leisten können.
Rolle PE	Personalentwicklung als Lernbegleiter und Ermöglicher Proaktiv, strategisch, zentral für Wettbewerbsvorteile	Da KI-basierte Systeme einfache Wissensvermittlungen in Form von ITS und adaptiver Lernsysteme übernehmen können und verschiedene Beispiele identifiziert werden konnten, in denen L&D-Professionals vermehrt die Rolle von Lernbegleitung und Ermöglichung einnehmen, erscheint diese Kontrastchiffre gut abgedeckt. Auch das Potenzial, vermehrt strategisch und proaktiv von Seiten Corporate Learning zu agieren, kann durch die erhöhte Datenbasierung als wahrscheinlich beurteilt werden.
Lern-partner*innen	Learn from peers/soziales und kollaboratives Lernen, z. B. in Lernpartnerschaften oder Communities, innerhalb und ausserhalb der Organisation mit verschiedenen Anspruchsgruppen	KI-basierte Systeme können durch Empfehlungssysteme oder die Beobachtung und Facilitierung kollaborativer Lernprozesse auf verschiedene Arten zu kollaborativem und sozialem Lernen beitragen.
Implizite Annahmen	Die optimale Ermöglichung selbstständiger Lern-, Such- und Problemlösungsprozesse gewährleistet den Erfolg.	Dieser Aspekt erscheint doppeldeutig. Zum einen verhelfen KI-basierte Systeme z. B. aufgrund von Empfehlungssystemen zu einer besseren Orientierung und Suche. Zum anderen kann es sein, dass durch die Hilfestellungen durch das KI-basierte System gewisse eigene Suchstrategien in den Hintergrund rücken und weniger

		Lernkompetenzen benötigt werden, da sie vom System vorgegeben werden.
Arbeitsbezug	On the job, nahtloser Performance-Support	Kann durch KI-basierte Systeme besonders gut umgesetzt werden, da der Performance-Support beispielsweise aufgrund von mehr Datenpunkten gestaltet werden kann.
Lernergebnis	Kompetenz	Aktuelle Anwendungen im AIED-Bereich zielen häufig auf Wissensinhalte und nicht auf Kompetenzen. Die Anwendungsbeispiele zu KI-basierten Systemen im Kontext von Corporate Learning zeigen jedoch, dass auch die individuelle Kompetenzentwicklung durch den Einsatz KI-basierter Systeme möglich ist, insbesondere, wenn Augmentationsvarianten gewählt werden.
Bildungspolitik	Kompetenzen und Auszeichnungen können auch informell erworben werden	KI-basierte Systeme bieten Möglichkeiten, mehr Aktivitäten zu messen und Verhaltensweisen zu beobachten. Aus diesem Grund erscheint wahrscheinlich, dass vermehrt auch informell erworbene Kompetenzen eruiert und entsprechend ausgewiesen werden.
Angebot	One-size-fits-one, personalisiert Mix aus diversen informellen, formellen, sozialen und erfahrungsbasierten Lernformen, Stichwort: Blended Learning Jederzeit und von überall zugänglich Kleinere Lerneinheiten, die bedarfsgerecht kombiniert werden können Auf Wirkung ausgerichtet, eng mit Analytics verknüpft Lernerorientiertes Design Relevanz für Lernende und Business	Die Merkmale, die in Bezug auf Lernangebote formuliert sind, konnten auch in der AIED-Literatur und den Fallstudien ermittelt werden. All diese Punkte können potenziell mit KI-basierten Systemen umgesetzt werden.
Zeitpunkt des Lernens	Flexibel, just-in-time, on demand Kontinuierlich Asynchron und synchron Eingebettet, situativ	Digitale Lernangebote ermöglichen generell Fortschritte in Bezug auf diese Aspekte. Auch mit spezifischem Blick auf KI-basierte Systeme zeigt sich kein anderes Bild und es erscheint wahrscheinlich, dass KI-basierte Systeme all diese Aspekte ermöglichen.
Vokabular	Lernbegleitung Kompetenzprofile Individuelle, strategische Kompetenzziele	Das Vokabular zukunftsgerichteten Lernens scheint nah am Vokabular zu liegen, das im Rahmen von Diskussionen zu KI-basierten Systemen verwendet wird. Auch hier erscheint

	Lernarrangements Selbstlernend, selbstgesteuert, reflektierend Ermöglichend, Empowerment Erleben, ausprobieren Didaktik als Subjektwissenschaft Kontext- und Arbeitsplatzbezogen	wahrscheinlich, dass KI-basierte Systeme all diese Punkte abdecken können. Insbesondere das Thema der Kompetenzprofile oder auch der Lernarrangements, die in Kombination mit KI-basierten Systemen auch Lernpfade genannt werden, besitzen eine hohe Relevanz in Bezug auf KI-basierte Systeme im Kontext von Corporate Learning. Hinsichtlich auf Erleben und Ausprobieren erscheinen insbesondere Simulationen und pädagogische Agent*innen als Rollenspieler*innen potenzialreiche Anwendungen.

Aus der Tabelle geht hervor, dass KI-basierte Systeme das Potenzial besitzen, zukunftsgerichtet im Bereich Corporate Learning eingesetzt zu werden und dass sich die Befürchtungen rund um veraltete pädagogische Verständnisse von Lernen und Lehren nicht bewahrheiten müssen. Dennoch ist darauf hinzuweisen und zu beachten, dass dies dennoch der Fall sein kann, weshalb sich eine reflektierte Auseinandersetzung mit dem gewünschten Anwendungsfall und der entsprechenden Gestaltung lohnt. Dies kann zum Beispiel aus der Betrachtungsweise der Ermöglichungsdidaktik erfolgen.

Beurteilung KI-basierter Systeme in Bezug auf ermöglichungsdidaktische Grundlagen:

- *Situiertheit:* KI-basierte Systeme können auf realistische Herausforderungen bezogen sein und dieses Kriterium folglich potenziell erfüllen.
- *Anschlussfähigkeit:* KI-basierte Systeme ermöglichen eine höhere Personalisierung und Adaption und eignen sich daher dafür, neues Wissen sowie neue Kompetenzen an die Vorkenntnisse und die bisherigen Kompetenzen bzw. Erfahrungen eines*einer Mitarbeitenden anzuknüpfen.
- *Selbstorganisation:* Personalisiertes und eigenständiges Lernen kann durch KI-basierte Systeme ermöglicht und unterstützt werden.
- *Biografieorientierung:* Die bisherigen Arbeits- und Lernerfahrungen können mit der entsprechenden Datenlage durch KI-basierte Systeme berücksichtigt werden
- *Kontextabhängigkeit:* KI-basierte Systeme können Kontextinformationen von Mitarbeitenden direkt in Lernprozesse einfließen lassen und beispielsweise passende Personen miteinander verknüpfen.
- *Emotionalität:* Durch die Möglichkeit, neben kognitiven Aspekten auch affektive Aspekte in KI-basierte Systeme einfließen zu lassen, können Motive und Gefühle von Mitarbeitenden in den Lernprozessen berücksichtigt werden.

- *Prozessorientierung*: KI-basierte Systeme können omnipräsent und unermüdlich eingesetzt werden und damit insbesondere kontinuierliches Lernen im Arbeitsalltag fördern.
- *Lernbegleitung*: KI-basierte Systeme als Transferunterstützung und Lernprozessbegleitung sind in verschiedenen Varianten denkbar und teilweise bereits im Einsatz; sie können die Lernprozesse professionell begleiten und unterstützen. Das Zielbild eines lebenslangen Lernbegleiters ist zum heutigen Zeitpunkt noch nicht umgesetzt, wird allerdings theoretisch diskutiert.

Die Einschätzung zur Nutzung KI-basierter Systeme aus ermöglichungsdidaktischer Perspektive veranschaulicht, dass KI-basierte Systeme ein hohes Potenzial für ermöglichungsdidaktische Umsetzungen aufweisen. Je nach Anwendung können Stand heute indes nicht alle ermöglichungsdidaktischen Aspekte gleichzeitig umgesetzt werden, sondern unter Umständen lediglich Teile davon. Es erscheint aufgrund der in dieser Forschungsarbeit erarbeiteten Erkenntnisse jedoch wahrscheinlich, dass spätere KI-basierte Systeme, die verschiedene Anwendungen verknüpfen, sämtliche Kriterien abzudecken vermögen. Ein Beispiel hierfür sind beispielweise KI-basierte Learning-Experience-Plattformen, die im Rahmen personalisierter Empfehlungen den Kontext von Mitarbeitenden einbeziehen können. Gleichwohl hängt stark von den Inhalten der Empfehlungen ab, ob beispielsweise die Emotionalität und andere Kriterien entsprechend abgedeckt werden.

Es ist zu beachten, dass die vorgenommenen Beurteilungen eine befürwortende Perspektive eingenommen und explizit die Nutzenpotenziale, indes nicht die Befürchtungen in den Blick genommen haben. Naturgemäss ist keine Garantie dahin gehend vorhanden, dass KI-basierte Systeme auch tatsächlich in diesem Sinne zum Einsatz kommen, sondern es könnten auch Anwendungen umgesetzt werden, die den normativen Orientierungspunkten aus dem theoretischen Bezugsrahmen entgegentreten und beispielsweise die Kritikpunkte verschärfen oder Lehr- und Lernverständnisse fördern, die im Sinne der Kontrastchiffren oder der Ermöglichungsdidaktik als weniger zukunftsgerichtet und wirkungsvoll erachtet werden. Befürchtungen, dass KI-basierte Systeme hauptsächlich zur Rationalisierung von Lernen eingesetzt werden und entsprechende Nachteile in Bezug auf die Lehr- und Lernqualität mit sich bringen, lassen sich aufgrund der Erkenntnisse dieser Forschungsarbeit nicht bestätigen, aber auch nicht grundsätzlich ausschliessen. Dies führt zu folgender Proposition:

Proposition F1.8: KI-basierte Systeme unterstützen ein zukunftsgerichtetes Corporate Learning, wenn eine entsprechende normative Orientierung und die Augmentationsperspektive zugrunde liegen – sie sind aber kein Garant hierfür.

Abschliessend ist festzuhalten, dass heutige KI-basierte Systeme bereits einzelne normativ wünschenswerte Nutzenpotenziale abdecken können, es sich bei den meisten jedoch erst um eine Teilabdeckung handelt. Im Sinne einer Vorschau kann beurteilt werden, was in wenigen Jahren Realität werden könnte und wie solche Systeme die individuelle Kompetenzentwicklung im Kontext von Corporate Learning verändern könnten.

Als Handlungsempfehlung für die Praxis erscheint es als lohnend, sich mit den Nutzenpotenzialen, normativen Leitlinien sowie den Befürchtungen und Risiken auseinanderzusetzen, um einen möglichst zweckmässigen Einsatz KI-basierter Systeme im eigenen Kontext erreichen zu können.

Ist die Entscheidung über die Nutzung und Ausgestaltung eines KI-basierten Systems getroffen, ist die erfolgreiche Adoption frühzeitig zu planen. Dabei helfen die Kenntnisse zu den Faktoren einer erfolgreichen Adoption. Diese können vertieft im Abschnitt 8.6.4 sowie den Einzelfallanalysen nachgelesen werden und werden an dieser Stelle anhand der Tabelle 78 in folgendem Unterkapitel zusammengefasst.

9.5 Soziotechnische Erfolgsfaktoren zur erfolgreichen Adoption

F2: Welche erfolgskritischen Faktoren gilt es für eine erfolgreiche Adoption im eigenen Unternehmen zu beachten?

Aus der Übersicht geht hervor, welche der identifizierten Erfolgsfaktoren aufgrund der drei Fallstudienuntersuchungen als besonders zentral erscheinen. In der Fallstudienuntersuchung selbst wurden jeweils noch mehr Erfolgsfaktoren pro Fall identifiziert und beschrieben. Die folgenden Erfolgsfaktoren wurden in allen Fallstudien explizit genannt und können als Top-Erfolgsfaktoren bei der Adoption KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning interpretiert werden:

Changemanagement, Befähigung und Kommunikation, Top Management Commitment, User Experience und Usability, Schaffung eines klaren Nutzens, Business-Pull Use Case, Einhaltung der Datenschutzbestimmungen, Standards zur Integration verschiedener Systeme, qualitativ gute Daten

Die Nennungen in der Tabelle sind nach der wahrgenommenen Relevanz sortiert. Es handelt sich hierbei um eine Interpretationsleistung von Seiten der Forscherin aufgrund der Eindrücke und Betonungen aus den Fallstudien.

Tabelle 78: Adoptions-Erfolgsfaktoren für KI im Bereich von Corporate Learning
(eigene Darstellung)

Soziales System	
Akteur*innen/Actors – Top Management Commitment – Lernkultur/Unternehmenskultur – Changemanagement (Schwerpunkte: Minimierung der Sorgen von L&D-Professionals, Adressierung des Umgangs mit den Daten gegenüber MA, Erwartungsmanagement zum Mehrwert und den Grenzen des KI-basierten Systems) – Befähigung und Kommunikation (zentrale Eigenschaften hierzu: proaktiv, transparent und kontinuierlich sowie besonderes Augenmerk auf die Förderung der digitalen Kompetenzen und Fähigkeiten zur angemessenen Nutzung des KI-basierten Systems) – Stakeholdermanagement für zentrale Stakeholder*innen wie: Mitarbeitende, Führungspersonen, L&D-Professionals, Topmanagement, IT-Abteilung, externe Kooperationspartner*innen, Data-Analyst*innen – Persönliche Relevanz – Arbeit in multidisziplinären Teams	Strukturen/Structures – Einhaltung der Datenschutzbestimmungen – Möglichkeit, über Nutzung und Sichtbarkeit der eigenen Daten zu bestimmen – Freiwilligkeit der Nutzung – Beachtung ethischer Aspekte – Standardisierung von Prozessen und Einführung klarer Standards für interne Systeme und externe Anbietende, insbesondere für die Konsistenz in der Datenlogik die Sammlung möglichst aller Datenspuren – Bewusste Schaffung von Freiräumen, Priorisierung und Zeit, um das KI-basierte System als MA überhaupt nutzen zu können – Intuitiver und einfacher Zugang, der möglichst an Moments of Needs angeknüpft ist
Technisches System	
Aufgabe/Task – User Experience und Usability, ausgerichtet an den Benchmarks des Konsumentenmarkts, möglichst einfach, ansprechend sowie end-to-end – Schaffung eines klaren Nutzens für das Individuum, das Business und die Organisation, besonderer Hebel für das Individuum: gute Inhalte – KI nicht als Selbstzweck: Relevanz der von Fach- und Business-Seite entwickelten Use Cases (Business-Pull) – Enge Feedback-Schleifen und die Möglichkeit zur Co-Creation – Häufige Nutzung – Experiment, MVP als Ansatz zur Einführung ‚Think big, act in small steps‘ – Um- und Neudenken interner Prozesse mit besonderem Augenmerk auf Datenflüsse und Eignung KI-basierter Systeme, Stichworte: vernetzt, integriert, digital	Technologie/Technology – Microservices statt umfassende Systeme, entsprechende Relevanz möglichst breiter und anbieterunabhängiger Standards zur Integration verschiedener Systeme – Gewinnung und Einbindung verschiedener und qualitativ guter Daten, Überbrückung unvollständiger Datenlagen – Bewusster Umgang mit dem Cold-Start-Problem (KI-basiertes System wird erst über die Zeit voll funktionsfähig) – Qualitätssicherung sicherstellen (z. B. in Bezug auf die Wirkung, aber auch Bias etc.) – Hybride KI-basierte Systeme als zielführender Weg – Zentrale Datenpool-Variante aufbauen (Stichworte: Datawarehouse, Learning Record Store) – Automatisierte Datenflüsse möglichst in Echtzeit

Es handelt sich hierbei um erste Annahmen, die aufgrund des Vergleichs von drei unterschiedlichen Anwendungen in drei unterschiedlichen Unternehmen eruiert wurden.

Ob und wie sich diese Erkenntnisse weiter generalisieren und zu einer Theorie verbinden lassen, ist durch nachfolgende Studien zu überprüfen und auszuarbeiten. Es wird darauf hingewiesen, dass die identifizierten Erfolgsfaktoren spezifisch auf die Kombination von KI und Corporate Learning ermittelt wurden. In dieser Darstellung wird nicht unterschieden, welche der Faktoren generell in Adoptionsprozessen von Technologien im Kontext von Corporate Learning relevant sind und welche nur bei KI-basierten Systemen auftreten. Dies ist dem Aspekt geschuldet, dass angenommen wird, dass hinsichtlich der Erzielung einer möglichst hohen Wahrscheinlichkeit einer erfolgreichen Adoption alle Erfolgsfaktoren erfüllt werden sollten und es entsprechend zweitrangig ist, welche sich nur in Bezug auf KI-basierte Systeme zeigen oder in anderen Anwendungsfällen auftreten, wie dies beispielsweise beim Erfolgsfaktor Top Management Commitment der Fall ist.

Die hergeleiteten Erfolgsfaktoren sollen als Orientierung dienen, worauf bei der Einführung und im Betrieb einer KI-basierten Lösung im Kontext von Corporate Learning zu achten ist, um möglichst den gewünschten Mehrwert zu generieren. Anhand der drei unterschiedlichen Fällen können erste Propositionen abgeleitet werden, die Forschung und Praxis zum Umgang mit KI-basierten Lösungen in der Personalentwicklung informieren und leiten.

Proposition F2.1: KI-basierte Lösungen sind keine Plug-and-play-Lösungen.

Proposition F2.2: Die Adoption KI-basierter Systeme ist eine kontinuierliche Angelegenheit mit klarem Start, indes ohne Ende.

Proposition F2.3: Für eine erfolgreiche Adoption gilt es alle vier Bestandteile des soziotechnischen Systems zu beachten.

Proposition F2.4: Als besonders relevante soziotechnische Erfolgsfaktoren zur erfolgreichen Adoption KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning gelten Changemanagement, Befähigung und Kommunikation, Top Management Commitment, User Experience und Usability, Schaffung eines klaren Nutzens, Business-Pull-Use Case, Einhaltung der Datenschutzbestimmungen, Standards zur Integration verschiedener Systeme sowie qualitativ gute Daten.

L&D-Professionals können einen grossen Einfluss auf die soziotechnischen Erfolgsfaktoren nehmen. Teilweise betreffen die Erfolgsfaktoren auch direkt die Rollen von L&D-Professionals, ihre Aufgaben, Kompetenzen und Formen der Zusammenarbeit. Dies leitet zur Forschungsfrage 3 über, die nachstehend beantwortet werden soll.

9.6 Bedeutung von KI für die Rollen von L&D-Professionals

F3: Was bedeutet der Einsatz KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning für die Profession der Personalentwicklung?

Nachfolgend wird, basierend auf den Erkenntnissen aus den drei Studien sowie dem eingangs entwickelten theoretischen Bezugsrahmen, zusammengefasst, wie sich die Nutzung KI-basierter Systeme auf die Rollen von L&D-Professionals auswirkt. Bei dieser Auswertung wird auf Rollen fokussiert. Diese sind flexibel, modular, basieren auf verschiedenen Kompetenzen sowie Aufgaben und können von einer oder mehreren Personen wahrgenommen werden. Der Aufarbeitung zu den finalen Ergebnissen in Bezug auf die Rollen von L&D-Professionals liegt folgende Logik zugrunde:

- Für welche L&D-Rollen lassen sich KI-basierte Systeme einsetzen?
- KI-basierte Systeme als starke Partner für L&D-Professionals: Welche typischen Augmentationsvarianten zeigen sich im direkten Zusammenspiel zwischen KI-basierten Systemen und L&D-Professionals im Kontext von Corporate Learning?
- Was ist das Neue an KI-basierten Systemen? Welche Auswirkungen hat dies auf die Rollen von L&D-Professionals?
- Welche Handlungsempfehlungen lassen sich für L&D-Professionals ableiten?

Nachfolgend werden die verschiedenen Aspekte basierend auf dem theoretischen Bezugsrahmen und den drei durchgeführten Studien beantwortet.

Für welche L&D-Rollen lassen sich KI-basierte Systeme einsetzen?

Als Grundlage zur Beantwortung dieser Frage wurden im theoretischen Bezugsrahmen L&D-Rollen identifiziert, denen im Kontext der digitalen Transformation eine besondere Bedeutung zukommt. Diese werden nachfolgend heutigen bereits möglichen oder zum aktuellen Kenntnisstand als realistisch erachteten KI-basierten Systemen gegenübergestellt. Während aufgrund der Erkenntnisse in dieser Forschungsarbeit die Übernahme ganzer Rollen von L&D-Professionals zum heutigen Zeitpunkt als unrealistisch erscheint, ist es wohl wahrscheinlich, dass KI-basierte Systeme in sämtlichen Rollen zum Einsatz kommen können. Die folgende Tabelle verdeutlicht diese Aussage, indem sie zu jeder Rolle, die im theoretischen Bezugsrahmen aufgearbeitet wurden, beispielhaft eine Anwendung eines KI-basierten Systems aufzeigt:

Tabelle 79: Mapping KI-basierter Systeme auf L&D-Rollen
(eigene Darstellung)

L&D-Rollen im Kontext der digitalen Transformation	Beispiel eines KI-basierten Systems, das für diese Rolle einen Mehrwert generiert
Expert*in für Wissens- und Kompetenzdiagnostik	Adaptive Assessments
Expert*in für Learning Analytics	Tagging/Verschlagwortung
Entwickler*in/Anbieter*in/Autor*in von Angeboten	Automatisierte Erstellung von Quiz
Kurator*in von Lernressourcen/Lernmaterialien	Empfehlungssysteme, Learning-Experience-Plattformen
Designer*in immersiver Lernumgebungen	Personalisierte digitale Lernassistent*innen
Moderator*in bzw. Community-Manager*in	Konversationsanalysen
E-Coaches	Sentimentsanalysen
Lernbegleiter*in/(Online-)Trainer*in	Adaptive Lernsysteme
Ermöglicher*in	Matching-Plattformen
Broker*in/Makler*in/Portfolio-Manager*in	Kuratieren/Klassifizierungen
Lern-Infrastruktur-Architekt*in, Service und Administration	Q&A-Chat- und Voicebots
Business Partner*in	Predictions/Prognosen

Wie bereits bei den Anwendungen veranschaulicht, bedeutet die reine Möglichkeit noch nicht, dass sie auch in allen Fällen sinnvoll respektive die bestmögliche Lösung ist. Dies ist jeweils situativ zu beurteilen. Bei dieser Abwägung helfen die in dieser Dissertation entwickelten und aufgearbeiteten Hinweise, etwa Nutzenpotenziale, Befürchtungen und Risiken sowie normative und strategische Überlegungen.

Daraus resultiert folgende Proposition:

Proposition F3.1: Es lassen sich für alle L&D-Rollen KI-basierte Systeme einsetzen, solange der Einsatz unter der Augmentationsperspektive erfolgt.

Der Augmentationsperspektive kommt in der Rollendiskussion eine besondere Relevanz zu. Die Betrachtung aus der Augmentationsperspektive lässt darauf schliessen, dass sich Rollenveränderungen und -anreicherungen ergeben und je nach Einsatz KI-basierter Systeme die einen Rollen an Bedeutung zu- oder abnehmen. Nachfolgend wird zuerst ausgewertet, in welchen Konstellationen Mensch und Maschine im Kontext von Corporate Learning typischerweise vorkommen, bevor Veränderungstendenzen von L&D-Rollen beschrieben werden.

KI-basierte Systeme als starke Partner für L&D-Professionals: Welche typischen Augmentationsvarianten zeigen sich im direkten Zusammenspiel zwischen KI-basierten Systemen und L&D-Professionals im Kontext von Corporate Learning?

Vertiefte Beschreibungen verschiedener Augmentationsvarianten können in der Literaturstudie (siehe Unterkapitel 7.8), den drei Einzelfallstudien und der fallübergreifenden Analyse (siehe Abschnitt 8.6.2) nachgelesen werden. An dieser Stelle der Arbeit soll nun ein übergreifendes Fazit gezogen werden. Aufgrund der Studien – insbesondere der Literaturstudie und der Fallstudienuntersuchung – können folgende Erkenntnisse zum Zusammenspiel zwischen Mensch und Maschine im Kontext von Corporate Learning sowie mit Fokus auf L&D-Professionals herleitet werden:

- *Nützlichkeit der Augmentation als Leitmotiv bestätigt sich:* Die Wahrscheinlichkeit einer vollständigen Substitution von L&D-Professionals durch KI-basierte Systeme erscheint zum heutigen Zeitpunkt und gemäss den Interviewaussagen als unwahrscheinlich. Als relevant erscheint, dass der Mensch in keinem der Anwendungsfälle als vollständig überflüssig erachtet wird. Aufgaben verändern sich zwar, aber der Mensch nimmt weiterhin eine prominente Rolle bei der Entwicklung, Weiterentwicklung, beim Betrieb sowie bei ergänzenden Aufgaben wahr. Es wird betont, dass der Mensch für das Trainieren, die Qualitätssicherung und die Weiterentwicklung der KI-basierten Systeme zuständig ist. In allen drei Fällen hatte die Einführung der Systeme keine Entlassungen zur Folge und in allen drei Fällen wird eine bewusste Augmentation gelebt. Das KI-basierte System wird als Ergänzung oder Anreicherung, aber nicht als Ersatz gesehen. Obwohl die Substitutionswahrscheinlichkeit von Expert*innen aufgrund ihrer eigenen Erfahrungen mit KI-basierten Systemen als gering eingeschätzt wird, stellt die Angst oder Sorge vor Substitution von Seiten der L&D-Professionals eine ernst zu nehmende Sorge dar. Die Expert*innen weisen darauf hin, dass dies ein relevanter Aspekt im Bereich des Changemanagements und ein bedeutender Faktor für eine erfolgreiche Adoption ist.
- *Wertigkeit von Mensch, Maschine sowie Kombination von Mensch und Maschine:* Die Ausführungen veranschaulichen, dass ein Mensch im Lead mit KI-Ergänzung in den meisten Fällen das wertvollste Szenario für die individuelle Kompetenzentwicklung von Mitarbeitenden zu sein scheint. In einigen Fällen wird indes sogar der Vorteil einer KI-basierten Lösung ohne Involvierung eines L&D-Professionals in den direkten Lernprozess hervorgehoben, beispielsweise, wenn ein sicherer und anonymer Rahmen zum Trainieren einer neuen Kompetenz gesucht wird. Um dies bieten zu können, muss die KI-Lösung zum einen

von hoher Qualität und zum anderen vertrauensvoll in Bezug auf Datenverwendung und Privatsphäre sein. Ferner benötigen die Nutzenden entsprechende digitale Kompetenzen, um die KI-basierte Anwendung bedienen zu können. Sind diese Grundanforderungen gegeben, konnten konträre Aussagen im Datenmaterial identifiziert werden, die je nach Situation tendenziell für oder gegen den Einsatz eines KI-basierten Systems im Lead oder denjenigen eines Menschen sprechen:

- Menschen sind nervöser beim Ausprobieren einer Situation mit einem Menschen als in einem künstlichen Setting und nutzen das Angebot unter Umständen nicht. Ein KI-basiertes System bietet daher einen sicheren und niedrighschwelligen Zugang und animiert zum Ausprobieren. Darüber hinaus kann die Nutzung jederzeit erfolgen und ist nicht abhängig von der Verfügbarkeit menschlicher Ressourcen.
- Ein Mensch kann besser auf die Feinheiten und den Kontext eingehen, weshalb der Lerneffekt grösser ist als in einem künstlichen Setting.

Diese Gegenüberstellung lässt darauf schliessen, dass *keine klaren Grenzen gezogen werden können, in welchen Fällen ein KI-basiertes System besser geeignet ist als eine menschliche Lösung oder umgekehrt*. Eine solche Beurteilung ist stark abhängig vom zu lösenden Problem, der erhofften Nutzenpotenziale und Rahmenbedingungen. Obwohl tendenziell die Kombination aus Mensch und Maschine als die wertvollste gelten kann, treten Risiken zutage. Ein Risiko des verstärkten Einsatzes von KI im Bereich Assessment und Coaching wird darin gesehen, dass die menschlichen Anteile durch eine höhere Automatisierung und maschinelle Unterstützung träge werden könnten und der Mensch deswegen selbst über die Zeit aufgrund des KI-basierten Systems an Qualität verlieren könnte. Dies wäre gefährlich, insbesondere in Hinblick auf Qualitätsaspekte. Diesbezüglich ist auch zu beachten, dass der Mensch nicht per se kompetent in einer Aufgabe ist. Dies soll bedeuten, dass je nach Aufgabe ein KI-basiertes System besser auf wissenschaftlich fundierte Modelle trainiert ist und eine effektivere Wirkung erzeugen kann, als dies einem inkompetenten Menschen möglich wäre. Auch bieten KI-basierte Systeme die Vorteile, nicht subjektiv befangen zu sein, was in Assessment-Situationen beispielsweise von tragendem Gewicht sein kann. Dafür bergen KI-basierte Systeme die Gefahr, unbewusste Verzerrungen und Bias von Seiten der Entwickelnden oder aufgrund einer einseitigen Datenbasis systematisch zu skalieren. Diese Ausführungen weisen ebenfalls darauf hin,

dass eine Kombination aus Mensch und Maschine vermutlich die bestmöglichen Resultate zu erzeugen vermag.

- *Mensch in Kombination mit KI-basierten Systemen als neuer Goldstandard für die individuelle Kompetenzentwicklung:* Durch das Leitmotiv der Augmentation und die Möglichkeit, die Stärken von Mensch und Maschine zu kombinieren, entstehen Qualitäten, die ohne die Kombination nicht möglich wären. Die Kombination zwischen Mensch und Maschine im traditionellen 1:1-Setting, beispielsweise bei Coachings oder in Tutoring-Situationen, könnte als eine neue Standardsetzung/Zielbild für den Kontext von Corporate Learning dienen. Ausschliesslich den Menschen als Goldstandard zu nutzen, erscheint aufgrund der Nutzenpotenziale künftig als zu kurz gegriffen. Allerdings ist gleichzeitig zu berücksichtigen, dass KI-basierte Systeme in ihrer Entwicklung, Wartung und Weiterentwicklung kosten- und ressourcenintensiv sein können. Somit wäre die Aussage, dass eine Kombination in allen Fällen sowie unter Einbezug aller Entscheidungsfaktoren stets die beste Lösung ist, dennoch nicht generalisierbar.
- *Das Prinzip der zweitbesten Lösung sowie die Abwägung zwischen verschiedenen Aufwänden als relevante Entscheidungsgrundlagen:* Die Entwicklung und Anwendung KI-basierter Systeme ist teilweise mit hohen und kontinuierlichen Aufwänden verbunden. Bei der Entscheidung, ob ein KI-basiertes System zum Einsatz kommen soll, muss also zwischen verschiedenen Aufwandsarten für verschiedene Zielgruppen abgewogen werden. Während bei adaptiven Lernsystemen hohe Aufwände in der Konzeption für L&D-Professionals anfallen, können Aufwände in der Interaktion mit den Lernenden an sich sowie Lernzeit von Seiten der Mitarbeitenden eingespart werden. Demzufolge zeigt sich eine solche Anwendung für die Anspruchsgruppe der Lerndesigner*innen unter Umständen als aufwändiger in der Erstellung und Bewirtschaftung als das herkömmliche Design und die Produktion von webbasierten Trainings – dafür sparen die Lernenden allerdings Zeit. Ob und wie entschieden wird, korreliert stark mit verschiedenen Faktoren. Sind alle Anspruchsgruppen auf der eigenen Kostenabrechnung? Könnte die Einsparung an Lernzeit ein Verkaufsargument sein und würde deshalb die Erhöhung eines Kurspreises rechtfertigen? Dieses Argument wird in einer der Fallstudien unter ‚AI as business accelerator‘ erwähnt. Offen ist, wie lange ein solches Argument ausreicht und wie bald der Neuigkeitseffekt von KI hinfällig ist. Als zweite relevante Entscheidungsgrundlage konnte das Prinzip der zweitbesten Lösung eruiert werden. Dieses besagt, dass zwar eine menschliche Lösung unter Umständen besser wäre, diese aber nicht skalierbar ist. Damit eine grössere

Menge an Menschen von einem Angebot profitieren kann, ist unter Umständen die Umsetzung über ein KI-basiertes System trotz einer allenfalls etwas schlechteren Qualität besser, als nur eine kleine Menge exklusiv mit der besten Lösung zu bedienen.

- *KI-basierte Systeme befreien L&D-Professionals von Aufgaben:* Der Einsatz KI-basierter Systeme und Automatisierungen kann dazu führen, dass der Mensch dadurch Zeit erhält, andere Aufgaben besser wahrzunehmen. Es könnte aber auch bedeuten, dass der Mensch in solchen Fällen überflüssig wird. In den drei untersuchten Fällen wurde Ersteres erreicht.
- *KI-basierte Systeme führen zu neuen Aufgaben für L&D-Professionals:* Es zeigt sich, dass durch den Einsatz KI-basierter Systeme neue Aufgaben rund um die Entwicklung, Bedienung und Wartung entstehen, die unter Umständen direkt durch die frei gewordenen Kapazitäten wahrgenommen werden müssen. Gleichwohl erscheint es als wahrscheinlich, dass für diese neuen Aufgaben andere Kompetenzen gefragt sind und somit nicht gesagt ist, dass die gleichen Menschen die neuen Aufgaben wahrnehmen.

Die zusammenfassenden Propositionen lauten wie folgt:

Proposition F3.2: Die Substitution ganzer L&D-Rollen erscheint zum heutigen Zeitpunkt als unrealistisch.

Proposition F3.3: Der Einsatz KI-basierter Systeme führt zu neuen Aufgaben für L&D-Professionals, die wiederum mit KI-basierten Systemen augmentiert werden können.

Proposition F3.4: Auch wenn der Mensch unter Umständen die bessere Option ist als ein KI-basiertes System, kann der Einsatz eines KI-basiertes Systems sinnvoll sein.

Proposition F3.5: Die Kombination aus Mensch und Maschine ergibt Nutzenpotenziale im Kontext von Corporate Learning, die bisher nicht erreichbar waren.

Die Analyse des Zusammenspiels zwischen Mensch und Maschine und folglich verschiedene Augmentationsvarianten haben bereits Erkenntnisse in Bezug auf die Bedeutung des Einsatzes KI-basierter Systeme hinsichtlich der Rollen von L&D-Professionals hervorgebracht. Nachfolgend wird zur weiteren Erkenntnisgenerierung spezifisch der Neuigkeitsgehalt KI-basierter Systeme und die damit einhergehenden Veränderungen aufgegriffen. Damit werden weitere Erkenntnisse rund um die Bedeutung KI-basierter Systemen hinsichtlich der Rollen von L&D-Professionals festgehalten.

Was ist das Neue an KI-basierten Systemen? Welche Auswirkungen hat dies auf die Rollen von L&D-Professionals? Welche Handlungsempfehlungen lassen sich für L&D-Professionals ableiten?

Die Frage danach, was an KI-basierten Systemen im Kontext von Corporate Learning neu ist, ist zentral, jedoch nicht trivial zu beantworten. Dies hat sich bereits in den Experteninterviews gezeigt. Oftmals ist es schwierig, zu unterscheiden, welche Neuerungen rein durch KI-basierte Systeme hervorgerufen werden und was unter Umständen neue Aspekte in einer sich verändernden Lernkultur sind, die zwar durch KI-basierte Systeme unterstützt, aber nicht direkt durch KI-basierte Systeme herbeigeführt werden. Auch ist die Wahrnehmung, was neu ist, subjektiv und situativ abhängig und nicht zuletzt durch die Fülle an unterschiedlichen Anwendungsmöglichkeiten und Systemarten sehr unterschiedlich. Es kann zudem sein, dass Themen von Seiten der Praxis als neu wahrgenommen werden, obwohl sie in der wissenschaftlichen Literatur bereits seit geraumer Zeit adressiert sind. Trotz dieser Herausforderungen wurden in dieser Forschungsarbeit Aspekte identifiziert, die im direkten Zusammenhang mit KI-basierten Systemen im Kontext von Corporate Learning als Novum gelten. Sie verkörpern Inhalte, welche ohne KI-basierte Systeme vermutlich nicht die gleiche Relevanz hätten. Die nachfolgende Übersicht fasst zusammen, welche Aspekte in den verschiedenen Studien als besonders neu hervorgehoben wurden und einen übergeordneten Charakter besitzen.

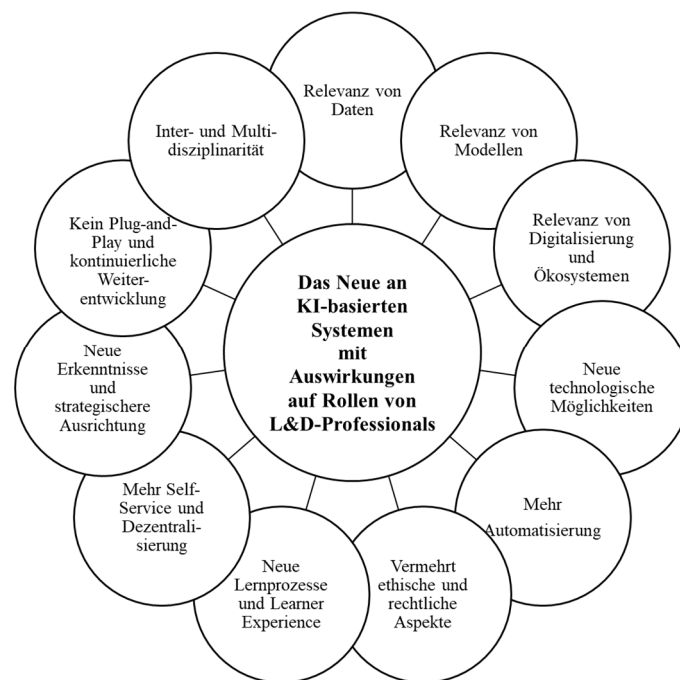


Abbildung 66: Das Neue an KI und Auswirkungen auf L&D-Rollen
(eigene Darstellung)

Aufgrund dieser zentralen Neuigkeitswerte werden Auswirkungen KI-basierter Systeme auf die Rollen von L&D-Professionals abgeleitet. Eine zentrale Informationsquelle für diese Interpretationsarbeit bilden die Erkenntnisse aus der Fallstudienuntersuchung, die sich auf die L&D-Rollen beziehen und mithin als empirischer Beleg dienen. Zudem wird abgeglichen, welche der Rollen aus dem theoretischen Bezugsrahmen von welchen Neuigkeitswerten besonders betroffen sind. Die folgende Tabelle zeigt die bereits identifizierten Rollen aus den verschiedenen Herkünften.

Tabelle 80: Übersicht L&D-Rollen aus verschiedenen Quellen
(eigene Darstellung)

	L&D-Rollen		
Her- kunft	Konzeptionell: aus theoretischem Bezugsrahmen		Empirie: induktiv aus fall- übergreifender Analyse der Fallstudienuntersuchung
Aus- sage	Werden allgemein im Kontext der digitalen Transformation als zentral erachtet (KI-unabhängig) (verschiedene Autor*innen)	Werden spezifisch im Zusammenhang mit KI-basierten Systemen als zentral erachtet (kontextunabhängig) (DFKI & Bitkom, 2017)	Wurden spezifisch im Zusammenhang mit KI-basierten Systemen und spezifisch im Kontext von Corporate Learning als zentral identifiziert
Rol- len	– Expert*in für Wissens- und Kompetenzdiagnostik – Expert*in für Learning Analytics – Entwickler*in/Anbieter*in/Autor*in von Angeboten – Kurator*in von Lernressourcen/Lernmaterialien – Designer*in immersiver Lernumgebungen – Moderator*in bzw. Community-Manager*in – E-Coaches – Lernbegleiter*in/(Online-)Trainer*in – Ermöglicher*in – Broker*in/Makler*in/Portfolio-Manager*in – Lern-Infrastruktur-Architekt*in, Service und Administration – Business Partner*in	– KI-Controller*in – KI-Fachkraft – KI-Trainer*in – KI-Übersetzer*in – KI-Manager*in – KI-Fach-Entwickler*in (Fachseite abdecken)	– Architekt*in von Cloud-Lösungen – Community Leader*in – Datenspezialist*in – Design Guru – Digitale*r Spezialist*in – Inhalts- und Angebotsverantwortliche*r – Kurator*in – Lernbegleiter*in und Lernermöglicher*in – Lerndesigner*in – Marketing- und Kommunikationsspezialist*in – Portfolio Manager*in – Strategische*r Berater*in – Strategische Workforce Planner*in – Subject Matter Expert*in (SME) – Tagger*in/KI-Trainer*in – Team Orchestrator*in – Trendscout – Use Case Generator*in – Verantwortliche*r für Ethik – Vorzeige-Nutzer*in – Weiterentwickler*in

Zudem sind für die Auswirkungen auf L&D-Rollen auch die identifizierten soziotechnischen Erfolgsfaktoren relevant, da diese in den meisten Fällen von L&D mitgeprägt werden können. Abgerundet wird diese Analysearbeit mit entsprechenden Handlungsempfehlungen für die Praxis. Da in der vorliegenden Forschungsarbeit verschiedene Hilfsmittel und Hilfestellungen für die Auseinandersetzung mit KI-basierten Systemen im Kontext von Corporate Learning erarbeitet wurden, wird jeweils auch auf diese referenziert. Es handelt sich bei der nachfolgenden Zusammenstellung folglich um ein zentrales und auf verschiedenen Informationsquellen beruhendes Ergebnis dieser Forschungsarbeit.

1)

Neuigkeitsaspekt	<i>Relevanz von Daten</i>
Beschreibung	Daten bilden die essenzielle Grundlagen KI-basierter Systeme. Ohne Daten können KI-basierte Systeme nicht funktionieren. Diese Zentralität von Daten und die verschiedenen damit verbundenen Anforderungen und Überlegungen sind Komponenten, die ohne KI-basierte Systeme für ein funktionsfähiges Corporate Learning nicht zwingend eine Rolle spielen.
Auswirkungen auf die Rollen von L&D-Professionals	Die Auseinandersetzung und Arbeit mit Daten sind eine Bedingung für ein gelingendes KI-basiertes System. Entsprechend gilt es, entsprechende Rollen zu schaffen und das Datenthema bei L&D-Professionals zu verankern. Insbesondere erscheint als relevant, dass neben Kompetenzen rund um die Datenbeschaffung, Datensammlung/-kuratieren, Datenaufbereitung/-bereinigung und Datennutzung sowie -verwaltung auch eine Stelle notwendig ist, die die Qualitätssicherung verantwortet, um dem Risiko von Verzerrungen und anderen unerwünschten Ergebnissen KI-basierter Systeme entgegenzuwirken. Neben der Generierung von Daten in der erforderlichen Menge und Qualität stellen auch die Aufbewahrung der Daten sowie die Berücksichtigung der Datenschutzbestimmungen und Datensicherheitsaspekte eine bedeutende Rolle. Wie die Daten genutzt werden und von wem und wie die Qualitätssicherung sichergestellt werden kann, ist in den verschiedenen Anwendungsfällen zu definieren. Vermutlich kann diese Verantwortung nicht eine Person allein tragen, sondern dies muss ein Verbund/Netzwerk an verschiedenen Personen übernehmen. Auch kann sein, dass Teilschritte in Bezug auf die Datenbewirtschaftung wiederum von KI-basierten Systemen übernommen werden könnten. Als prominentes Beispiel gilt hierbei das Thema Tagging/Verschlagwortung. Dies obliegt in einem ersten Schritt dem Menschen. Allenfalls können Teilschritte davon zu einem späteren Zeitpunkt und nach erfolgreichem Training von der Maschine übernommen werden. Beispiele aus der Fallstudienuntersuchung: Datenspezialist*in, Tagger*in/KI-Trainer*in Betrifft die folgenden Rollen aus dem theoretischen Bezugsrahmen besonders: Expert*in für Learning Analytics Bezug auf typische KI-bezogene Rollen nach DFKI und Bitkom (2017): KI-Controller*in, KI-Trainer*in
Handlungsempfehlungen für L&D-Abteilungen	– Sich mit Datenschutzverordnungen und Datensicherheitsthemen vertraut machen

	– In den Aufbau geeigneter Strukturen, Rahmenbedingungen und generell Datenkultur investieren, um überhaupt eine Grundlage für den KI-Einsatz zu schaffen – Optionen in Bezug auf Learning Record Store prüfen und aufbauen – Zentrale Daten für den Start des angestrebten Vorhabens aufbauen – Datenexpertise aufbauen und dafür vermutlich Kooperationen mit internen und/oder externen Expert*innen eingehen – Zentrale Stakeholder*innen frühzeitig einbinden – Tagging-Strategie, Frameworks und weitere datenbasierte Strategien sowie Standards festlegen
Hilfestellungen, die in dieser Forschungsarbeit entwickelt wurden	– Kapitel zu Daten, Datenschutz und Datensicherheit – Soziotechnische Erfolgsfaktoren, die sich auf Daten beziehen

2)

Neuigkeitsaspekt	<i>Relevanz von Modellen, Standardisierung und übergreifenden Lösungen</i>
Beschreibung	Wie gut KI-basierte Systeme sind, hängt neben den Daten von den dahinterliegenden Modellen ab. Diese sind zentral, um die Qualität und Wirkung KI-basierter Systeme normativ wünschbar und sinnvoll erreichen zu können. Neben den Daten sind also Modelle zentral, die die angestrebte Funktionalität abbilden. Implizites gilt es in solchen Modellen explizit zu gestalten und zu standardisieren. Die Modelle sind wiederum abhängig von Glaubenssätzen und Theorien. Welches Lehr- und Lernverständnis liegt hinter den Modellen? Welches Wissen und welche Kompetenzen können wie abgebildet werden? Auf welche Korrelationen und Kausalitäten wird gesetzt? Welche Taxonomien und Ontologien erscheinen für den angestrebten Zweck angemessen? Eng mit dem ersten Aspekt verknüpft ist die Erkenntnis, dass im Zusammenhang mit der Einführung und Nutzung KI-basierter Systeme der Glaube und die Abhängigkeit von Messbarkeit einhergehen. Dies ist ein Aspekt, der als neu respektive aufgrund der Beschaffenheit und Historie von Corporate Learning als besonders herausfordernd bezeichnet wird und zum Beispiel im theoretischen Bezugsrahmen als einer der Herausforderungen/Kritikpunkte im Zusammenhang mit Personalentwicklung thematisiert wurde. Dieses Spannungsfeld ist auszugleichen und es müssen sinnvolle Lösungen gefunden werden. Ferner ist durch KI-basierte Systeme nicht nur die Möglichkeit gegeben, strategisch wertvoller zu werden, sondern je nach Anwendungsfall ist dies auch eine Gelingensbedingung. So zeigen sich die untersuchten KI-basierten Lösungen dann als Erfolg versprechend, wenn sie skaliert und möglichst einheitlich angewendet werden. Dies bedingt ein gutes Stakeholdermanagement, aber auch die Vereinheitlichung von Prozessen und die Überzeugung verschiedener Geschäftsbereiche, das System einheitlich zu nutzen. Die Relevanz des Zusammenspannens, einheitlichen Vorgehens und notwendiger Standardisierungen ist ein Aspekt, der im Zusammenhang mit KI-basierten Systeme eine hohe Bedeutung hat.
Auswirkungen auf die Rollen von L&D-Professionals	Aufgrund der Zentralität von Modellen und Standardisierung nimmt die Relevanz von L&D-Fachwissen und einer bewussten normativen, aber auch strategischen Ausrichtung zu. Das Einbringen und Überprüfen von Corporate-Learning-spezifischen Modellen und Theorien ist zentral, um KI-basierte Systeme sinnvoll und wünschenswert aufzusetzen. Damit kann einer Technologiegläubigkeit vorgebeugt werden, vor der gewarnt wird und die unter Umständen zu unerwünschten Effekten im Kontext von Corporate

	Learning führen kann. Es sind somit die Kompetenzen und Einschätzungen von PE-Spezialist*innen erforderlich, um keine unerwünschten Praktiken zu verbreiten. Das Potenzial muss dort gefunden und eingesetzt werden, wo es aus technologischer wie pädagogischer Perspektive sinnvoll ist. Um die Qualität abschätzen und Modelle sinnvoll entwickeln zu können, wird Fachwissen benötigt. Dafür braucht es vertiefte Expertise in Psychologie, Pädagogik, Soziologie und weiteren eng mit Corporate Learning verknüpften Disziplinen. Das Kennen verschiedener Modelle und Theorien sowie eine kritische Reflexion über Sinn und Unsinn von deren Einsatz in einem KI-basierten System erscheint ausschlaggebender zu werden. Es sind Fachpersonen vonnöten, die Aussagen auf ihren Mehrwert und ihre Richtigkeit hin einschätzen können. Zum Beispiel: Wie viel sagt die Beendigung eines Lernvideos (Completions) über die tatsächlich erworbenen Skills oder gar Kompetenzen aus? Hier müssen Annahmen getroffen und möglichst gut eingeschätzt werden können. Zudem braucht es ein gemeinsames Commitment, an was man glaubt, wie und durch welche Modelle und Daten die komplexe Realität sinnvoll vereinfacht dargestellt werden kann. Als besonders relevante Basis für verschiedene KI-basierte Systeme erscheinen Kompetenzmodelle und damit verbundene Kompetenz- und Skills-Taxonomien¹⁹. Beispiele aus der Fallstudienuntersuchung: Datenspezialist*in, Lerndesigner*in, Tagger*in/KI-Trainer*in, Subject Matter Expert*in (SME) Zusätzlich: Fachspezialist*in Lehr- und Lerntheorien/Personalentwicklung/Corporate Learning Betrifft die folgenden Rollen aus dem theoretischen Bezugsrahmen besonders: Expert*in für Wissens- und Kompetenzdiagnostik, Lernbegleiter*in/(Online-)Trainer*in, Designer*in immersiver Lernumgebungen Bezug zu typischen KI-bezogenen Rollen nach DFKI und Bitkom (2017): KI-Controller*in, KI-Trainer*in
Handlungsempfehlungen für L&D-Abteilungen	– Reflexion über die eigenen normativen Vorstellungen und fachlichen Überzeugungen, um einer unreflektierten Technologiegläubigkeit vorzubeugen und den KI-Einsatz zielführend prägen zu können – Vertiefte Auseinandersetzung mit Lehr- und Lerntheorien sowie anderen Theorien und Modellen sowie bewusster Aufbau fachlicher und theoretischer Kenntnisse zur Gestaltung von Lehren und Lernen/Personalentwicklung/Corporate Learning, die für das eigene Praxisproblem zielführend erscheinen – Austausch mit Entwickler*innen und Anbieter*innen KI-basierter Systeme, um die Modelle auf die Eignung mit dem eigenen Kontext und in Bezug auf die eigenen Ziele zu prüfen und mitprägen zu können – Entsprechendes Mitentwickeln KI-basierter Systeme – Stakeholdermanagement, um Standardisierungen und Zentralisierungen in den für das KI-basierte System relevanten Aspekten gewährleisten zu können.
Hilfestellungen, die in dieser Forschungsarbeit entwickelt wurden	– Normative Orientierungshilfen wie die Ermöglichungsdidaktik oder die Kontrastchiffren von zukunftsgerichtetem Corporate Learning – Diskussion zu pädagogischem Mehrwert im Rahmen der systematischen Literaturstudie – Nutzenpotenziale als Argumentation gegenüber Stakeholder*innen

¹⁹ Vgl. beispielsweise World Economic Forum (2021).

3)

Neuigkeitsaspekt	<i>Relevanz von Digitalisierung und entsprechendes Neudenken von Prozessen, Relevanz des Ökosystem-Gedankens</i>
Beschreibung	Digitalisierung ist im Zusammenhang mit KI-basierten Systemen nicht nur eine Option, sondern eine Voraussetzung. KI-basierte Systeme können nur bearbeiten, was digital erfassbar ist. Dies bedeutet, dass sämtliche Schritte und Informationen, die für den gewählten Anwendungsfall und das entsprechende Modell oder die entsprechenden Modelle notwendig sind, digital abbildbar sein müssen. Die digitale Abbildbarkeit kann über bewusste Dateneingaben geschehen, aber auch über Beobachtungen oder Text-, Bild- und Sprachbearbeitungen. Das Sicherstellen digitaler Fussabdrücke und das bewusste Bemühen um die Schaffung von Datenspuren hat Neuigkeitswert für L&D-Professionals, da dies bisher keine herkömmliche Anforderung an Corporate Learning gewesen ist. Dies erfordert ein Umdenken von herkömmlichen Corporate-Learning-Prozessen, die sich häufig nicht vollständig im digitalen Raum abspielen. Daten, Modelle, Taxonomien und Ontologien spielen eine relevante Rolle. Mithin muss Corporate Learning entsprechend gedacht und umgesetzt zu werden. Wie können die Datenflüsse, möglichst aus verschiedenen Systemen, gewährleistet werden? Dies zeigt die Bedeutung des Ökosystem-Gedankens. Zudem erscheint wahrscheinlich und in diesem Umfang neu, dass möglichst viele verschiedene Prozesse und Anwendungen miteinander verknüpft werden sollen, um zahlreiche Datenflüsse und gegenseitige Bereicherungen vornehmen zu können. Die Schaffung möglichst umfassender Ökosysteme ist in Kombination mit der Nutzung KI-basierter Systeme relevant für den Kontext von Corporate Learning. Je vernetzter und zusammenhängender einzelne Prozesse sind, desto besser können Datenaustausche stattfinden und KI-basierte Systeme übergreifender eingesetzt werden.
Auswirkungen auf die Rollen von L&D-Professionals	Im Zusammenhang mit der erhöhten Relevanz der digitalen Abbildung offenbaren sich insbesondere die folgenden drei Anforderungen an L&D-Professionals: digitale Kompetenzen, Gestaltung von Corporate Learning im digitalen Raum, Prozesse neu denken. Die Entwicklung, Nutzung und Betreibung KI-basierter Systeme erfordern digitale Kompetenzen. Die Anforderung, mit digitalen Systemen arbeiten zu können und diese sinnvoll einzusetzen, erhöht sich durch den Einsatz eines KI-basierten Systems. Folglich sind digitale Kompetenzen von L&D-Professionals in diesem Zusammenhang elementar. Weiter gilt es nicht nur, selbst fähig zu sein, digital zu arbeiten und digitale Tools korrekt nutzen zu können, sondern auch, möglichst viele Aspekte von Corporate Learning zu digitalisieren mit dem Ziel, dass die notwendigen Daten auch erhoben werden können. Um dies zu gewährleisten, sind Kompetenzen erforderlich, Prozesse neu zu denken. Damit ist die Fähigkeit gemeint, Prozesse so zu denken und zu gestalten, dass sie sich für KI-basierte Systeme eignen und deren Potenziale bestmöglich ausschöpfen können. Dies erfordert Kenntnisse um die Funktionsweise KI-basierter Lösungen, aber auch ein fundiertes Verständnis der Problemstellungen und Abläufe von Corporate Learning. Hier gilt es, die eigenen Prozesse in den Blick zu nehmen, aber auch an die Belegschaft zu denken. Wie verändert sich das Arbeitsumfeld der Mitarbeitenden? Welche neuen Kompetenzen und Hilfestellungen benötigen sie? Wie kann KI hierbei helfen, und welche Informationen braucht das KI-basierte System dafür? Beispiele aus der Fallstudienuntersuchung: Digitale*r Spezialist*in, Architekt*in von Cloud-Lösungen

	Betrifft die folgenden Rollen aus dem theoretischen Bezugsrahmen besonders: Lern-Infrastruktur-Architekt*in, Service und Administration Bezug zu typischen KI-bezogenen Rollen nach DFKI und Bitkom (2017):
Handlungsempfehlungen für L&D-Abteilungen	– Generell: auf eine höhere Digitalisierung setzen, damit mehr Daten gewonnen werden können und sich entsprechend mehr Möglichkeiten für einen KI-Einsatz ergeben – Bewusstes Nutzen digitaler Möglichkeiten und Tools, um die eigenen Kompetenzen zu stärken – Digitalisierungsstrategie entwickeln und umsetzen – Bestehende und neue Prozesse sowie Angebote aus Perspektive der Digitalisierung betrachten und Prozesse so umdenken oder neu denken, dass sie digital abbildbar sind und die digitalen Fussabdrücke möglichst gross werden. – Dabei auf Standardisierung und einheitliche Schnittstellen achten, damit unterschiedliche Systeme und Daten unterschiedlicher Herkunft zusammengebracht werden können. – Als Zielbild den Ökosystem-Gedanken verfolgen, indem möglichst viele Prozesse, Akteur*innen, Tools, Angebote und viele weitere Aspekte vernetzt werden.
Hilfestellungen, die in dieser Forschungsarbeit entwickelt wurden	– Zusammenstellung an unterschiedlichen Datenquellen und Datenarten im Kapitel zu Daten, Datenschutz und Datensicherheit – Prozessschritte und Leistungsportfolio-Elemente von Corporate Learning

4)

Neuigkeitsaspekt	<i>Neue Use Cases durch neue technologischen Möglichkeiten</i>
Beschreibung	Der Einsatz KI-basierter Systeme ist aufwändig und kein Selbstläufer. Entsprechend ist zum einen abzuwägen, für welche Praxisprobleme es sich lohnt, KI-basierte Systeme zu nutzen und wo sich Alternativen anbieten. Zum anderen erscheint es relevant, die Use Cases aus einer Business-Pull-statt einer Technology-Push-Perspektive zu gestalten, da so normativ und strategisch an den geeigneten Stellen angesetzt und die Nutzung KI-basierter Systeme im Kontext und im Sinne von Corporate Learning geprägt werden kann. Da KI-basierte Systeme aufgrund ihrer Eigenschaften neue wünschenswerte Nutzenpotenziale ermöglichen, gleichzeitig aber unerwünschte Praktiken skalieren können, kommt L&D-Professionals eine bedeutende Rolle bei der Generierung geeigneter Use Cases zu. KI sollte kein Selbstzweck sein.
Auswirkungen auf die Rollen von L&D-Professionals	Bei der Use-Case-Generierung, aber auch bei der Mitentwicklung KI-basierter Systeme ist das fachspezifische Corporate-Learning-Wissen von besonderer Bedeutung. Innerhalb eines L&D-Teams werden zudem Personen wichtig, die an der Schnittstelle zwischen Fach und Computer sowie Data Science die Brücke schlagen und zwischen den Disziplinen übersetzen können. Eine solche Person kennt die Use Cases und das Fachgebiet des Corporate Learnings gut, kann aber auch die Potenziale und Grenzen KI-basierter Lösungen einschätzen. Es gilt, einen Platz am Tisch in der Entwicklung KI-Lösungen einzunehmen und sich nicht technologieseitig bevormunden zu lassen. Beispiele aus der Fallstudienuntersuchung: Use Case Generator*in Betrifft die folgenden Rollen aus dem theoretischen Bezugsrahmen besonders: Broker*in/Makler*in/Portfolio-Manager*in, Lern-Infrastruktur-Architekt*in, Service und Administration

	Bezug zu typischen KI-bezogenen Rollen nach DFKI und Bitkom (2017): KI-Trainer*in, KI-Manager*in
Handlungsempfehlungen für L&D-Abteilungen	– Ein aktives Mitgehen und Registrieren, was an der Schnittstelle zwischen KI und PE passiert, mit dem Ziel, entsprechende Konzepte entwickeln oder vor gewissen Entwicklungen warnen zu können – Sich an aktuellen Praxisproblemen orientieren – Eigene Use Cases gemeinsam mit Stakeholder*innen kreieren und dabei die Ziele von Unternehmen sowie der Stakeholder*innen vereinen, sich dabei der eigenen Zielsetzungen und Prioritäten bewusst sein – Prüfen, wo fertige Frameworks und Lösungen vorhanden sind, die adaptiert werden können. – Experimentieren und Ausprobieren durch das Aufsetzen von Piloten und bewusster MVP: Bei den Piloten auf Relevanz setzen, keine ‚verbrannte Erde‘ generieren und nicht in Randthemen investieren – ‚Think Big, act in small steps‘: Sich bewusst Schritt für Schritt einem Lernökosystem annähern, Beginn mit Silo-Use-Cases, die ein echtes Problem lösen. Dort, wo sich Nutzen/Aufwand auch wirklich lohnt. Dabei kein Streben nach der perfekten Lösung, sondern eine schrittweise Annäherung mit entsprechendem Erwartungsmanagement.
Hilfestellungen, die in dieser Forschungsarbeit entwickelt wurden	– Grundsätzlich: Das CL&AI-Modell mit den dazugehörigen Entscheidungs- und Reflexionshilfen – Nutzenpotenziale – Befürchtungen und Risiken – Fortschrittsprägende Einflussfaktoren – Anwendungsübersicht – Kritik an heutiger Personalentwicklung/Corporate Learning

5)

Neuigkeitsaspekt	<i>Mehr Automatisierung</i>
Beschreibung	Die Digitalisierung, aber auch die Möglichkeiten KI-basierter Systeme im Spezifischen lassen vermuten, dass diejenigen Arbeitsschritte oder Aufgaben, die sich für eine Automatisierung eignen, auch automatisiert werden. Ein prominentes Beispiel hierfür zeigt sich beispielsweise in automatischen Übersetzungen von Präsentationsfolien oder Newsfeed-Beiträgen.
Auswirkungen auf die Rollen von L&D-Professionals	Die Automatisierung von Routineaufgaben führt zur Entlastung von L&D-Professionals. Dies kann aus Effizienzgründen bewirken, dass aufgrund KI-basierter Systeme weniger L&D-Professionals benötigt werden. Umgekehrt kann es jedoch auch sein, dass durch die Entlastung von solchen Aufgaben die frei gewordenen Kapazitäten für andere und neue Tätigkeiten eingesetzt werden, die einen zusätzlichen Mehrwert generieren. Beispiele dafür sind eine engmaschigere Betreuung von Mitarbeitenden, mehr Zeit für wirkungsvolle Lerndesigns oder die strategische Weiterentwicklung von Corporate Learning. Als weitere Variante kann der Einsatz eines KI-basierten Systems bedingen, dass neue Aufgaben entstehen und die durch die Automatisierung frei gewordenen Kapazitäten für diese neuen Aufgaben eingesetzt werden, zum Beispiel das Entwickeln und Trainieren KI-basierter Systeme, die Qualitätssicherung, die Befähigung anderer Zielgruppen zur Nutzung der KI-basierten Systeme und weitere Aufgaben, die in den anderen Neuigkeitsaspekten nachgelesen werden können und erst durch KI-basierte Systeme aufkommen. Beispiele aus der Fallstudienuntersuchung: Tagger*in/KI-Trainer*in

	Betrifft die folgenden Rollen aus dem theoretischen Bezugsrahmen besonders: Lern-Infrastruktur-Architekt*in, Service und Administration, Entwickler*in/Anbieter*in/Autor*in von Angeboten, Kurator*in von Lernressourcen/Lernmaterialien Bezug zu typischen KI-bezogenen Rollen nach DFKI und Bitkom (2017): KI-Fachkraft, KI-Trainer*in
Handlungsempfehlungen für L&D-Abteilungen	– Auseinandersetzung mit den verschiedenen Nutzenpotenzialen und der strategischen Ausrichtung von L&D. Stehen Effizienz- oder Effektivitätsziele im Vordergrund? – Spezialisierung in Aufgaben, die nicht automatisiert werden können – Erlernen, Ausgestalten und Annehmen der neuen Aufgaben und Rollen, die durch den Einsatz KI-basierter Systeme neu hinzukommen
Hilfestellungen, die in dieser Forschungsarbeit entwickelt wurden	– Augmentationsstrategien für L&D-Professionals – Nutzenpotenziale

6)

Neuigkeitsaspekt	<i>Vermehrt ethische und rechtliche Aspekte</i>
Beschreibung	Während pädagogische und wirtschaftliche Überlegungen zum Repertoire von L&D-Professionals gehören, nehmen mit dem Einsatz KI-basierter Systeme ethische und rechtliche Aspekte an Relevanz zu. KI-basierte Systeme bergen neben den zahlreichen Nutzenpotenzialen auch die Gefahr, unerwünschte Effekt zu skalieren.
Auswirkungen auf die Rollen von L&D-Professionals	Die Auseinandersetzung mit ethischen und rechtlichen Aspekten erscheint für viele Personalentwicklungsabteilungen neu zu sein, da diese Thematik noch nicht in der Literatur verbreitet ist und aufgrund der oft fehlenden Skalierung und fehlenden Datenbasierung von Corporate-Learning-Massnahmen bisher eine weniger hohe Brisanz hatte. Auch die Auseinandersetzung mit rechtlichen Aspekten wie Datenschutzbestimmungen sind im Zusammenhang mit KI-basierten Systemen unumgänglich. Qualitätskontrollen und normative Diskussionen sollten relevante Bestandteile von L&D sein. Beispiele aus der Fallstudienuntersuchung: Verantwortliche*r für Ethik Betrifft die folgenden Rollen aus dem theoretischen Bezugsrahmen besonders: Broker*in/Makler*in/Portfolio-Manager*in Bezug zu typischen KI-bezogenen Rollen nach DFKI und Bitkom (2017): KI-Manager*in
Handlungsempfehlungen für L&D-Abteilungen	– Aufbau von Expertise in ethischen und rechtlichen Aspekten, dabei ein bewusstes Augenmerk auf Datenschutz und Datensicherheit – Frühzeitiges Andenken und Mitdenken ethischer und rechtlicher Aspekte bei der Generierung von Use Cases – Verankerung ethischer und rechtlicher Themen in der Governance
Hilfestellungen, die in dieser Forschungsarbeit entwickelt wurden	– Kapitel zu Daten, Datenschutz und Datensicherheit – Kapitel zu ethischen und rechtlichen Aspekten – Kapitel zu Design KI-basierter Lösungen

7)

Neuigkeitsaspekt	<i>Neue Lernprozesse und Lerner-Experience</i>
Beschreibung	KI-basierte Systeme können zu neuen Lernprozessen und Lernerfahrungen führen und entsprechend auch eine neue Didaktik mit sich bringen. Ein Kernnarrativ, das mit KI-basierten Systemen in Verbindung gebracht wird, sind Personalisierung, Individualisierung und Adaption. Dabei werden vermehrt neben kognitiven Aspekten auch Affekt und Emotionen einbezogen. Auch die Erwartungshaltung, dass sich Lernprozesse von der User Experience her näher an die Konsumentenwelt angleichen, ist ein Phänomen, das durch KI-basierte Systeme gestärkt wird. Zudem bieten sich aufgrund KI-basierter Systeme und Erlebnisse aus der Konsumentenwelt sowie dem Alltag (Stichworte: Netflix, Amazon, Sprachassistent*innen wie Alexa, Google Assistant oder Siri) neue Anforderungen, aber auch Möglichkeiten in Bezug auf die Nutzung und Interaktionsform von Lernangeboten und Lernprozessen. Sprachsteuerung, Bilderkennungen oder haptische Signale sind nur einige der Beispiele, die neu für das Lernen eingesetzt werden können. Auch neue didaktische Ansätze, beispielsweise solche von adaptiven Lernlösungen, die sich nicht wie ansonsten üblich an einem roten Faden entlang bewegen, sondern auf eine Kleinteilung und möglichst gute Eignung in Bezug auf den aktuellen Wissensstand von Lernenden abzielen, bringen neue Gestaltungsmöglichkeiten, aber auch Herausforderungen für L&D-Professionals mit sich. Auch die Art und Weise der Konzeption und Produktion von Lernangeboten verändert sich durch KI-basierte Systeme. Erkenntnisse aufgrund KI-basierter Analysen dienen zum Beispiel als Grundlage für die Entscheidung, welche Angebote überhaupt erstellt werden sollen. Ferner helfen solche Informationen, bestehende Angebote weiterzuentwickeln. Automatisierungsmöglichkeiten zum Beispiel bei der Generierung von Quiz-Fragen, der Indexierung von Lernvideos oder der automatischen Übersetzung sowie viele weitere Möglichkeiten bieten neue Potenziale für Lerndesigner*innen. Es erscheint als relevant, dass das Thema Lernen aktuell häufig von Technologieseite getrieben ist, etwa auch durch Tech-Giganten, und die pädagogische Seite und allgemein die Fachseite aus Perspektive der Personalentwicklung einen höheren Stellenwert erhalten sollten.
Auswirkungen auf die Rollen von L&D-Professionals	Für die Rolle von L&D-Professionals bedeutet dieser Neuigkeitswert unter anderem eine zunehmend hohe Erwartungshaltung an die Learning Experience und damit einhergehend eine entsprechend Erwartungshaltung und Kompetenzanforderung an die L&D-Professionals, dies auch umsetzen zu können. Während eine Ausrichtung an der Konsumentenwelt für attraktive und motivierendere Lernerlebnisse sorgen kann, ist gleichzeitig darauf zu achten, dass nicht unerwünschte Muster wie beispielsweise Mitarbeitende als Konsument*innen statt aktive Lernende bestärkt werden. Der heute wahrnehmbare Technology-Push soll durch mehr Business-Pull und Beteiligung der Personalentwicklung an den aktuellen Entwicklungen in einen normativ wünschenswerten und zielführenden Einsatz von KI in der Personalentwicklung münden. Als weiteres Neuigkeits- und Veränderungspotenzial wird die Art und Weise genannt, wie Lernangebote erstellt werden. KI-basierte Systeme können, je nach Ziel und Einsatzgebiet, neue didaktische Ansätze sowie neue Arten von Lernangebotsproduktion bedeuten. So gilt es bei adaptiven Lernlösungen, die Lerninhalte kleinteilig zu schneiden und sie mit Schwierigkeitsstufen und weiteren Merkmalen zu versehen, damit diese besser in individuellen und möglichst personalisierten Lernangeboten sowie Lernpfaden neu zusammengesetzt werden können. Zudem erscheint auch die möglichst treffende Verschlagwortung ausschlaggebend. Dies bedeutet entweder Aufwand für L&D-Professionals oder die Aufgabe,

	zum Beispiel SME für diese Tätigkeit zu befähigen. Weiter bieten sich verschiedene Varianten für den Einsatz KI-basierter Systeme an, etwa KI-basierte Systeme für Bedarfsanalysen und die Produktion von Lernangeboten. Die Weiterentwicklung und die Neuentwicklung von Lernangeboten können vermehrt datenbasiert sowie auf Basis von Auswertungen durch KI-basierte Systeme stattfinden. Beispiele aus der Fallstudienuntersuchung: Design Guru, Lerndesigner*in, Kurator*in, Inhalts- und Angebotsverantwortliche*r, Subject Matter Expert*in (SME) Betrifft die folgenden Rollen aus dem theoretischen Bezugsrahmen besonders: Designer*in immersiver Lernumgebungen, Entwickler*in/Anbieter*in/Autor*in von Angeboten, Lernbegleiter*in/(Online-)Trainer*in Bezug zu typischen KI-bezogenen Rollen nach DFKI und Bitkom (2017): KI-Fachkraft, KI-Trainer*in
Handlungsempfehlungen für L&D-Abteilungen	– Bestehende normative Orientierungen zur Gestaltung und Nutzung KI-basierter Systeme beiziehen und gleichzeitig aufgrund der neuen Möglichkeiten kritisch-reflektiert hinterfragen und weiterentwickeln – Sich mit den neuen Möglichkeiten auseinandersetzen und experimentieren – Qualitätskontrollen und normative Diskussionen führen – Einen Beitrag leisten, neue didaktische und pädagogische Ansätze zu entwickeln, die mit den normativen Vorstellungen einhergehen – Nutzung KI-basierter Unterstützungen im Bereich von Bedarfsanalysen sowie der Erstellung und Weiterentwicklung von Lernangeboten – Auseinandersetzung mit State-of-the-Art-Lösungen aus der Konsumentenwelt, um Lernerlebnisse entsprechend gestalten zu können
Hilfestellungen, die in dieser Forschungsarbeit entwickelt wurden	– Beschreibung der Funktionsweise verschiedener KI-basierter Systeme im Rahmen der Fallstudien – Kapitel zu pädagogischem Mehrwert

8)

Neuigkeitsaspekt	<i>Mehr Self-Service und Dezentralisierung bei gleichzeitiger Relevanz geeigneter Rahmenbedingungen und sinnvoller Nutzung</i>
Beschreibung	Der Einsatz KI-basierter Systeme ermöglicht in den untersuchten Fallstudien mehr Dezentralisierung und Eigenverantwortung in den Lernprozessen. Mitarbeitende sind vermehrt selbstständig und können sich direkt an den notwendigen Lerninhalten bedienen und sich damit auseinandersetzen. Zudem wird erwähnt, dass mehr Stakeholder*innen in die Lernprozesse eingebunden werden können und aufgrund von Echtzeit-Einblicken und Analysen besser unterstützt sowie begleitet werden können. Beratungen finden ferner vermehrt mit Bots statt durch Menschen statt. Es wird erwartet, dass stärkere Mensch-Maschine-Interaktionen aufkommen und dass Lernende künftig vermehrt mit der Maschine respektive dem System interagieren. Dies führt zu Vorteilen wie 24/7-Verfügbarkeit und der Möglichkeit, das eigene Lernen an aktuellen Bedürfnissen auszurichten.
Auswirkungen auf die Rollen von L&D-Professionals	L&D-Professionals sind keine Gatekeeper mehr, sondern es findet mehr Selbstbedienung durch die Mitarbeitenden direkt statt. Darüber hinaus erscheint es als realistisch, dass Wissensinhalte künftig durch KI-basierte Systeme oder andere Selbstlernangebote abgedeckt werden können und entsprechend weniger Trainer*innen für solche Inhalte vonnöten sind. Die Vermutung wird geäußert, dass durch KI-basierte Systeme die Schwächen

	herkömmlicher E-Learnings aufgelöst werden können und digitale Lernerlebnisse interaktiver, weniger abstrakt und näher an Erlebnissen mit menschlichen Trainer*innen und Coachs gestaltet werden kann. Es erscheint wahrscheinlich, dass die Zeit, die ohne KI-basierte Systeme in Trainings von Mitarbeitenden investiert wird, neu in das Aufsetzen und Trainieren KI-basierter Systeme eingesetzt wird oder menschliche Trainer*innen vermehrt für komplexe Themen, die einer vertieften Auseinandersetzung und Reflexion bedürfen, eingesetzt werden. L&D-Professionals werden zudem vermehrt zu Lernbegleiter*innen und es wird relevanter, die Rahmenbedingungen für Lernen sowie die Lernkultur zu prägen. Der alleinige Einsatz KI-basierter Systeme bedeutet nicht, dass die entsprechenden Rahmenbedingungen dazu passen. So kann die gewünschte Nutzung eines KI-basierten LXP beispielsweise darunter leiden, dass keine Zeit für die Nutzung gewährleistet wird. Auch eine fehlende Bekanntheit oder unzureichende Einbettung in die restliche Arbeits- und Lernlandschaft können durch L&D-Professionals aufgefangen und gestärkt werden. Mithin nehmen Themen wie Kommunikation und Marketing für L&D-Professionals zu, um auf die verschiedenen Möglichkeiten aufmerksam zu machen und zu eigenverantwortlichem und selbstständigem Lernen und entsprechender Nutzung der KI-basierten Systeme anzuregen. Auch die Aufgabe, zu einer sinnvollen Nutzung KI-basierter Lösungen zu befähigen und Mitarbeitende dabei zu begleiten, wird als eine relevante Rolle von L&D-Professionals veranschaulicht. Eine weitere bedeutende Aufgabe wird L&D-Professionals in der Begleitung der Nutzenden und weiterer Anspruchsgruppen zugesprochen. Da die Art und Weise der Nutzung des KI-basierten Systems einen grossen Einfluss auf die Realisierung des Mehrwerts hat, gilt es, entsprechend zur Nutzung zu befähigen und die Nutzung zu begleiten. Beispiele aus der Fallstudienuntersuchung: Community Leader*in, Lernbegleiter*in und Lernermöglicher*in, Marketing- und Kommunikationsspezialist*in, Vorzeige-Nutzer*in, Zusätzlich: Begleiter*in und Berater*in im Umgang mit KI-basierten Systemen Betrifft die folgenden Rollen aus dem theoretischen Bezugsrahmen besonders: E-Coachs, Ermöglicher*in, Moderator*in bzw. Community-Manager*in Bezug zu typischen KI-bezogenen Rollen nach DFKI und Bitkom (2017): KI-Fachkraft, KI-Übersetzer*in
Handlungsempfehlungen für L&D-Abteilungen	– Bewusstes Gestalten von Rahmenbedingungen und Lernkultur sowie Investition in die Förderung von Selbstlernkompetenzen und Wahrnehmung der Relevanz individueller Kompetenzentwicklung bei den unterschiedlichen Stakeholder*innen – Mit gutem Beispiel vorangehen und KI-basierte Systeme für die eigene Kompetenzentwicklung nutzen, um entsprechend beraten zu können
Hilfestellungen, die in dieser Forschungsarbeit entwickelt wurden	– Beschreibung der drei Fallstudien, die Einblicke in konkrete Umsetzungen bieten

9)

Neuigkeitsaspekt	<i>Neue Erkenntnisse und strategischere Ausrichtung</i>
Beschreibung	KI-basierte Systeme ermöglichen mehr und neue Einblicke für L&D-Professionals direkt, aber auch für Mitarbeitende. Neue Datenspuren,

	Datenauswertungen, Möglichkeiten für Monitoring und Erhebungen sowie Analysen in Echtzeit bieten neue Erkenntnisse, die für eine strategischere Ausrichtung von L&D genutzt werden können.
Auswirkungen auf die Rollen von L&D-Professionals	Es erscheint aufgrund der Aussagen aus den verschiedenen Fallstudien wahrscheinlich, dass sich L&D-Professionals durch den Einsatz KI-basierter Systeme tendenziell strategischer ausrichten können. In zwei von drei Fallstudien wird diese Tendenz explizit betont. Durch die zusätzlichen Einblicke und Erkenntnisse, die durch ein KI-basiertes System für verschiedene Praxisprobleme gewonnen werden können, können verschiedene Rollen und Aufgaben der Personalentwicklung strategischer und wirkungsvoller wahrgenommen werden – sei dies bei einer optimierten Begleitung in der Rolle als Coach, bei der Entscheidung, wie Lernangebote weiterentwickelt werden, oder bei der Beratung von Geschäftseinheiten zu relevanten Interventionen im Bereich der individuellen Kompetenzentwicklung. Daneben zeigt sich auch das Argument, dass durch Entlastungen der L&D-Professionals aufgrund KI-basierter Systeme strategischere Rollen übernommen werden können. Beispiele aus der Fallstudienuntersuchung: Portfolio Manager*in, Strategische*r Berater*in, Strategische Workforce Planer*in Betrifft die folgenden Rollen aus dem theoretischen Bezugsrahmen besonders: Business Partner*in Bezug zu typischen KI-bezogenen Rollen nach DFKI und Bitkom (2017): KI-Übersetzer*in
Handlungsempfehlungen für L&D-Abteilungen	– Bewusste Nutzung von Daten und Erkenntnissen aus KI-basierten Systemen und anderen Analytics-Möglichkeiten für eine strategische Ausrichtung von L&D – Chancen der KI-basierten Systeme bewusst in Beratungen einbauen – Frei werdende Kapazitäten aufgrund von Automatisierungen in strategische Tätigkeiten investieren
Hilfestellungen, die in dieser Forschungsarbeit entwickelt wurden	– Kapitel zu Daten, Datenschutz und Datensicherheit – Fallstudie A für konkrete Beispiele einer strategischeren Rollen von L&D-Professionals

10)

Neuigkeitsaspekt	<i>Kontinuierliche Entwicklung statt einmaliger Einführung/kein Plug-and-play</i>
Beschreibung	KI-basierte Systeme zeichnen sich durch eine kontinuierliche Weiterentwicklung aus. Aus dem Aspekt der Kontinuität ergibt sich die Notwendigkeit, gewisse Adoptionsfaktoren laufend zu betrachten und zu bearbeiten. Hier verhilft der Innovations-Entscheidungs-Prozess nach Rogers (2003) zu ersten Hinweisen, die für eine erfolgreiche Adoption zu berücksichtigen sind. Das Modell greift indes zu kurz, da es die kontinuierliche Weiterentwicklung mit inkrementellen, aber zwischendurch auch einschneidenden Weiterentwicklungen nicht berücksichtigt. Die Einführung eines KI-basierten LXP kann nicht als Projekt mit klarem Ende geplant werden. Es gilt vielmehr, die für die kontinuierliche Weiterentwicklung und kontinuierliche Nutzung notwendigen Vorkehrungen zu treffen und in der Organisation der Personalentwicklung zu verankern.

Auswirkungen auf die Rollen von L&D-Professionals	Eine reine Projektorganisation scheint in Bezug auf die Einführung und den Betrieb KI-basierter Systeme zu kurz zu greifen. Es gilt vielmehr, die Hauptakteur*innen längerfristig organisatorisch zu verankern – sei es innerhalb der Personalentwicklungsabteilung oder im Rahmen virtueller, bereichsübergreifender Teams mit verschiedenen Akteur*innen innerhalb oder sogar ausserhalb der eigenen Organisation. Auch erscheinen das systematische Einholen und Einbinden von Rückmeldungen der verschiedenen Anspruchsgruppen als essenzieller Bestandteil, um eine erfolgreiche Adoption KI-basierter Systeme sicherzustellen und die Qualität sowie Nutzung über die Zeit hochzuhalten. Da sich KI-basierte Systeme kontinuierlich weiterentwickeln, bieten sich agile statt lineare Zusammenarbeitsformen und Arbeitsweisen an. KI-basierte Systeme sollten iterativ weiterentwickelt werden. Beispiele aus der Fallstudienuntersuchung: Design Guru, Weiterentwickler*in Betrifft die folgenden Rollen aus dem theoretischen Bezugsrahmen besonders: alle Bezug zu typischen KI-bezogenen Rollen nach DFKI und Bitkom (2017): KI-Controller*in, KI-Manager*in, KI-Trainer*in
Handlungsempfehlungen für L&D-Abteilungen	– Agile statt lineare Zusammenarbeitsformen und Arbeitsweisen wählen – Bewusstes Arbeiten mit Minimum Viable Products (MVP) und eine iterative Entwicklung. Dies bedeutet kein Streben nach Perfektion, sondern der bewusste Beginn mit einer sich über den Verlauf der Zeit verbessernden Lösung – Eng mit den verschiedenen Anspruchsgruppen zusammenarbeiten, bewusste Feedback-Möglichkeiten und -Schlaufen einbauen, kundenzentrierte Ansätze wie Design Thinking nutzen wo sinnvoll – Längerfristige Kooperationen sowie nachhaltige Support- und Weiterentwicklungsstrukturen aufbauen, damit das KI-basierte System nachhaltig betreut werden kann
Hilfestellungen, die in dieser Forschungsarbeit entwickelt wurden	– Soziotechnische Erfolgsfaktoren zur Einführung/Adoption KI-basierter Systeme – Erkenntnisse zum Design von KI-Lösungen

11)

Neuigkeitsaspekt	<i>Mehr Inter- und Multidisziplinarität in festen oder virtuellen, internen oder mit Externen angereicherten Teams</i>
Beschreibung	Während in anderen Bereichen, etwa der Gestaltung lernwirksamer E-Learning-Angebote, der gesamte Prozess End-to-end von L&D-Professionals verantwortet werden kann, erscheint dies bei KI-basierten Systemen weniger wahrscheinlich. Insbesondere die Kompetenzen im Umgang mit Daten sowie die Kenntnisse über Algorithmen müssen vermutlich mindestens teilweise ausserhalb einer L&D-Organisation gefunden und zusammengebracht werden. KI-basierte Systeme erscheinen in der Entwicklung und Anwendung anspruchsvoller als andere EdTech-Lösungen. Umso relevanter sind langfristige und gute Kooperationen sowie die Vernetzung zwischen verschiedenen Disziplinen und Akteur*innen. Ein weiterer Grund, sich inter- und multidisziplinär aufzustellen, ist die Bias-Thematik.

Auswirkungen auf die Rollen von L&D-Professionals	Um KI-basierte Systeme erfolgreich zu entwickeln und einzuführen, sind neben herkömmlichem Corporate-Learning-Kenntnissen auch Kenntnisse erforderlich, die stark von Seiten Computer und Data Science, aber auch von Datenschutz und weiteren Disziplinen geprägt sind. Es erscheint unwahrscheinlich, dass L&D-Professionals umfangreiche und genügend tiefe technische Kompetenz erlangen können, um KI-basierte Systeme selbst zu entwickeln. Es geht vielmehr darum, die notwendigen Kompetenzen und Rollen als Team abzudecken und diese von Seiten L&D hinsichtlich der relevanten Aspekte und aus Fachperspektive mitzuprägen. Das notwendige technische Wissen und fehlende Kompetenzen können beispielsweise durch Neuzusammensetzungen bestehender L&D-Teams oder Kooperationen sowie vernetzte Varianten zwischen verschiedenen Abteilungen oder externen Partner*innen dazugewonnen werden. Damit sich keine inhärenten Verzerrungen oder einseitige Betrachtungen ergeben, bieten sich zudem interkulturelle und diverse Teams oder Arbeitsgruppen an. Beispiele aus der Fallstudienuntersuchung: Team Orchestrator*in Betrifft die folgenden Rollen aus dem theoretischen Bezugsrahmen besonders: alle Bezug zu typischen KI-bezogenen Rollen nach DFKI und Bitkom (2017): alle
Handlungsempfehlungen für L&D-Abteilungen	– Gemischte Teams zusammenstellen: inter-, multi- und transdisziplinäre sowie interkulturelle Teams, um die verschiedenen Anforderungen in Bezug auf Kompetenzen zu erreichen und unerwünschte Bias zu vermeiden – Interne und externe Vernetzungen sowie Kooperationen eingehen, insbesondere auch mit Technikpartner*innen oder anderen Unternehmen mit ähnlichen Anliegen. Bei den Kooperationen ist es ratsam, verschiedene Aspekte besonders zu beachten: Eignung hinsichtlich der eigenen Philosophie und normativen Vorstellungen, Umgang mit Daten, zur Verfügung stehende Sprachen, Support-Modell, das möglichst auf eine langfristige Zusammenarbeit ausgelegt ist
Hilfestellungen, die in dieser Forschungsarbeit entwickelt wurden	– Anwendungsübersicht und Nutzenpotenziale als Grundlage für die Diskussion mit Anbietenden und Kooperationspartner*innen – Marktanalyse im Anhang für eine Übersicht an Anbietenden, die sich allenfalls für Kooperationen eignen

Je nach KI-basiertem System (es können auch mehrere sein) sowie unternehmensspezifischer Situation können sich die Auswirkungen auf einzelne L&D-Professionals stark unterscheiden. Es kann zudem übergeordnet festgehalten werden, dass die Nutzung KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning nicht per se zu Effizienzgewinnen und Entlastung von L&D-Professionals insgesamt führt, sondern es sich je nach Anwendung tendenziell um eine Mehrinvestition handelt. Es ist zu berücksichtigen, dass durch den Einsatz KI-basierter Systeme zwar einige der L&D-Rollen entlastet werden können, dass dafür aber neue Anforderungen aufkommen, die abzudecken sind. Ob dies innerhalb der L&D-Abteilung direkt oder durch interne oder externe Kooperationen geschieht, ist offen. Aufgrund der Erkenntnisse in dieser Forschungsarbeit erscheinen hierbei verschiedene Varianten denkbar. Die eben aufgeführten Auswirkungen und

Handlungsempfehlungen geben Tendenzen vor, mit denen in Kombination mit der Nutzung von KI im Kontext von Corporate Learning gerechnet werden kann und die den Anschein erwecken, zum heutigen Kenntnisstand generalisierbar zu sein. Auf ihnen basierend werden die folgenden Propositionen formuliert:

Proposition F3.6: Routineaufgaben von L&D-Professionals nehmen tendenziell ab, dafür nehmen neue Aufgaben zur Entwicklung, Nutzung und Weiterentwicklung KI-basierter Systeme zu.

Proposition F3.7: Elf Neuigkeitsaspekte prägen die Rollen von L&D-Professionals im Zusammenhang mit KI besonders:

1. Relevanz von Daten
2. Relevanz von Modellen
3. Relevanz von Digitalisierung und Ökosystemen
4. Neue technologische Möglichkeiten
5. Mehr Automatisierung
6. Vermehrt ethische und rechtliche Aspekte
7. Neue Lernprozesse und Learner Experience
8. Mehr Self-Service und Dezentralisierung
9. Neue Erkenntnisse und strategischere Ausrichtung
10. Kein Plug-and-Play sowie kontinuierliche Weiterentwicklung
11. Inter- und Multidisziplinarität

Verschiedene Kompetenzen können in verschiedenen Rollen relevant sein. Im theoretischen Bezugsrahmen wurden bereits Kompetenzen oder zumindest Themenfelder identifiziert, die für L&D-Professionals im Zusammenhang mit dem Einsatz KI-basierter Systeme bedeutend sind. Die Erkenntnisse aus den Studien dieser Forschungsarbeit bestätigen die Auswahl an bereits bekannten Kompetenzen und ergänzen diese. Die nachfolgende Übersicht fasst dies zusammen:

Tabelle 81: Kompetenzen von L&D-Professionals im Zusammenhang mit KI
(eigene Darstellung)

Bestätigt	– Agilität, agile Führungssysteme – Design Thinking – Einstellungen: positive und konstruktive Grundhaltung – Ethik – Expertise zu Lernprozessen sowie Lerntheorien zur Entwicklung und Anwendung KI-basierter Systeme – Fusion Skills (zwischenmenschliche Interaktionen, verantwortungsvolle Gestaltung des KI-Einsatzes, Entscheidungsübernahmen, intelligentes Abfragen, Erweiterung der eigenen Fähigkeiten, ganzheitliche Verschmelzung, wechselseitige Weiterbildung, unermüdliche Neugestaltung) – Kompetenzentwicklung – Netzwerken, vernetztes Denken, Entwickeln und Arbeiten in inter- und multidisziplinären Teams – Technisches Grundwissen (Soft Skills und Hard Skills) und insbesondere Grundlagenkenntnisse im Bereich Data Science und Statistik vorweisen können – Transformation und Changemanagement – Trend Scouting, Wissen zu fortgeschrittener Digitalisierung (Data, Analytics, KI, Bots etc.)
Zusätzlich	– Kenntnisse zu rechtlichen Aspekten wie beispielsweise Datenschutz und Datensicherheit – Kommunikation und Marketing – Lernbegleitung/Schaffung von Rahmenbedingungen für Lernen – UX-Design
Nicht explizit erwähnt	– Leadership – Entrepreneurship

Welche übergeordneten Handlungsempfehlungen lassen sich für L&D-Professionals ableiten?

Die Erkenntnisse rund um die Analyse der Bedeutung KI-basierter Systeme für die L&D-Rollen können dabei helfen, die Profession der L&D-Professionals vorausschauend weiterzuentwickeln. Die Resultate bieten zentrale Hinweise zu Weiterbildungs-/Kompetenzentwicklungsthemen für L&D-Professionals. Es zeigt sich, dass neben einem grundlegenden technischen Verständnis auch Kompetenzen an Relevanz gewinnen, die bereits heute zur Profession gehören und stärker priorisiert werden müssen. Darüber hinaus lässt sich die Vermutung anstellen, dass es unwahrscheinlich ist, dass L&D-Fachexpert*innen ihre Kompetenzen künftig so ausbauen können, dass sie KI-basierte Systeme eigenständig entwickeln können. Die Tendenz geht vielmehr dahin, dass sich L&D-Teams im Zusammenhang mit KI-basierten Systemen durch Kooperationen und die Integration an unterschiedlichen Disziplinen und Expert*innen weiterentwickeln werden, um am Ende die notwendige Kombination an technischem und fachlichem Wissen vereinen zu können. Als Schnittstellenthematik wird insbesondere das Thema der Daten und Modelle angesehen. Wie im theoretischen Bezugsrahmen bereits

aufgezeigt, wurde in dieser Forschungsarbeit mit der Annahme gearbeitet, dass es weiterhin L&D-Abteilungen geben wird. Sollten sich diese durch gänzlich neue Arbeitsformen auflösen und in neuer Form zeigen, sind die gewonnenen Erkenntnisse dennoch anwendbar. So können die relevanter werdenden Rollen und Kompetenzen auf unterschiedliche Personen und Abteilungen aufgeteilt werden.

Es erscheint also lohnend, sich als L&D-Professional frühzeitig mit dem Thema der KI-basierten Systeme zu befassen und in den Wissens- und Kompetenzaufbau der Personalentwicklung in Bezug auf KI zu investieren. Dies, um nicht von Technology-push-geprägten Lösungen überholt zu werden, sondern den Fortschritt mitprägen zu können. Die folgenden drei Pfeiler erscheinen dafür als möglicher Weg und sind insbesondere von Aussagen aus den explorativen Experteninterviews geprägt:

Tabelle 82: Handlungsempfehlungen für L&D-Professionals
(eigene Darstellung)

Sich selbst informieren, Entwicklungen beobachten, eine eigene Informiertheit erzielen:	Ausprobieren/Experimentieren/Learning by Doing/Start small	Entwicklung mitprägen: Wie könnte KI im eigenen Kontext oder generell im Kontext von Corporate Learning angewendet und weiterentwickelt werden?
– Wissen, was KI ist – Verstehen, was KI kann – Bestehende Lösungen kennen – Sich vernetzen, insbesondere auch mit Anbietenden KI-basierter Lösungen und anderen L&D-Professionals, die bereits mit KI-basierten Systemen arbeiten. – Bildung von Communities und Erfahrungsaustausch – Ein aktives Mitgehen und Registrieren, was an der Schnittstelle zwischen KI und PE geschieht	– Ausprobieren als Kredo. Die Thematik ist noch so neu und die Wirkungen unbekannt, dass durch Erproben und Experimentieren wertvolle Erfahrungen aufgebaut werden können. – Dieses Ausprobieren kann je nach Situation in der Rolle als Mitarbeiter*in/Lerner*in erfolgen oder durch das Durchführen von Experimenten/Pilotprojekten im eigenen Unternehmen. Hier erscheint es ratsam, mit kleineren, aber nützlichen Use Cases zu starten. – Es erscheint lohnend, für erste Schritte mit bestehenden Lösungen und in Kooperationen zu arbeiten.	– Entsprechende Konzepte entwickeln oder vor gewissen Entwicklungen warnen – Einen Platz am Tisch in der Entwicklung von KI-Lösungen einnehmen, sich nicht von Technologieseite bevormunden lassen, dafür eng zusammenarbeiten und Kooperation suchen – Ko-Kreation, Wissensaufbau, proaktive Prägung in Innovationsprojekten, bewusst in Business-Pull investieren – Kooperation zwischen Wissenschaft und Praxis eingehen/ermöglichen

Die vorliegende Forschungsarbeit dient als Informationsquelle für L&D-Professionals. Eine Verantwortung von Seiten L&D besteht in der Gestaltung sinnvoller Use Cases und in der grundsätzlichen Entscheidung darüber, ob und wie in KI-basierte Systeme im Kontext von Corporate Learning investiert werden soll. Die nachfolgende Entscheidungs- und Reflexionshilfe hat zum Ziel, möglichst vielfältige Fragestellungen rund um

die Entscheidung für oder gegen den Einsatz eines KI-basierten Systems zu veranschaulichen, und soll ein konkretes Hilfsmittel für die Praxis sein, sich mit dem Thema ‚KI-basierte Systeme‘ im eigenen Unternehmen zu befassen.

9.7 Entscheidungs- und Reflexionsfragen für die Praxis

Ob sich die Investition in die Entwicklung und Nutzung eines KI-basierten Systems lohnt, kann nicht übergeordnet beantwortet werden, sondern unterliegt den situativen Begebenheiten und angestrebten Zielen der jeweiligen Entscheidungsträger*innen. Es gilt hierbei nicht nur die technologische Machbarkeit, sondern es sind auch andere normative, pädagogische, strategische, operative, ethische und rechtliche Aspekte zu berücksichtigen. Je nachdem, welche Problemstellungen gelöst und welche Ziel- und Wertevorstellungen primär gelten, wird die Entscheidung zum Einsatz und der Gestaltung eines KI-basierten Systems anders ausfallen. Ist primär ein Effizienzgewinn angestrebt oder zielt die Absicht in Richtung Effektivität, was unter Umständen sogar höhere Kosten mit sich bringen kann als herkömmliche Lösungen? In dieser Forschungsarbeit konnten verschiedene Aspekte ermittelt werden, die für die Entscheidungsfindung und als Reflexionshilfe dienlich sein können. Sie werden nachfolgend als offene Fragen formuliert, um so die Reflexion und informierte Entscheidungsfindung anzuregen. Wie die Gewichtung zwischen den verschiedenen Aspekten erfolgt, obliegt den Anwendenden dieser Reflexions- und Entscheidungshilfe. Es ist zu beachten, dass auch Spannungsfelder auftreten können oder zwischen verschiedenen Zielen abgewogen werden muss. Die Fragestellungen bilden eine Sammlung zu beachtender Aspekte. Die Reihenfolge muss nicht strikt eingehalten werden, sondern ist ein Vorschlag. Die Liste kann mit beliebig vielen weiteren Fragen ergänzt werden.

Tabelle 83: Reflexionsfragen zur Entscheidung für oder gegen die Investition in KI
(eigene Darstellung)

Praxisproblem

- Welches Problem soll gelöst werden?
- Mit welchem Ziel soll das Problem gelöst werden? (siehe verschiedene Nutzenpotenziale als Orientierungshilfe)
- Erscheint die Investition in dieses Problem grundsätzlich als lohnend?
- Wie relevant sind das Praxisproblem und die damit zu erreichenden Nutzenpotenziale im Vergleich zu anderen Herausforderungen?
- Wie wurde bisher mit dem Problem umgegangen?
- Wie lösen andere Unternehmen dieses Problem?
- Wird dieses Problem heute schon mit KI-basierten Systemen gelöst?
- Welche Ideen, Ansätze, Anwender und konkrete Umsetzungsbeispiele gibt es bereits?
- Was wäre die Konsequenz, wenn die Lösung nicht über ein KI-basiertes System erfolgt?

Eignung

- Sind die vier Kriterien nach Cope et al. (2020) – Benennbarkeit, Berechenbarkeit, Messbarkeit und Darstellbarkeit – erfüllbar?
- Sind die acht Kriterien nach Brynjolfsson und Mitchell (2017b) gegeben (siehe Checkliste in Unterkapitel 4.8)?
- Zwei in dieser Forschungsarbeit besonders relevante Aspekte:
- Modelle: Lässt sich das Problem in Modellen abbilden/beschreiben?
 - Vertiefende Fragen zu den Modellen: Welche Modelle liegen dem KI-basierten System zugrunde oder könnten zugrunde gelegt werden? Welche Logiken befinden sich im Hintergrund? Wie sind die Modelle bereits trainiert? Wie müssen die Modelle noch trainiert werden? Welche Aspekte werden aufgrund der Simplifizierung durch die Abbildung in Modellen nicht beachtet? Erscheint dies als geeignet?
 - Daten: Sind die notwendigen Daten verfügbar oder lassen sich diese generieren? Vertiefende Fragen zu Daten: Welche Daten werden benötigt? Welche der benötigten Daten existieren bereits? Wie sind die Daten rechtmässig erfassbar und nutzbar? Wie sind die Daten bereits aufbereitet, zum Beispiel verschlagwortet? Wie viele Daten sind bereits vorhanden? Wie wird die Qualität der Daten beurteilt und sichergestellt? Sind die Daten vielfältig genug, um unerwünschte Verzerrungen zu vermeiden? Wie viel ist man bereit zu investieren, um noch fehlende Datenströme zu generieren? Wem gehören die Daten? Wie kritisch ist das Vorhaben in Bezug auf Datenschutzbestimmungen? Wie kann die Datensicherheit eingehalten werden? Wo werden die Daten gespeichert? Unterschiedliche Länder und Unternehmen haben unterschiedliche Rahmenbedingungen: Was ist unternehmensweit erlaubt? Wie hoch wird der Aufwand zur Datenkollektion und -aufbereitung eingeschätzt?

Augmentation

- Welche Augmentationsstrategie verfolgt die L&D-Abteilung grundsätzlich? (siehe Augmentationsstrategien nach Davenport und Kirby (2016) in Unterkapitel 5.3)
- Wie können Stärken und Schwächen von Mensch und Maschine in Bezug auf das vorliegende Problem sinnvoll zum Einsatz kommen und kombiniert werden? (siehe Gegenüberstellung von Stärken und Schwächen in Unterkapitel 4.8)
- Welche Augmentationsvariante erscheint für das zu lösenden Problem sinnvoll? (Mensch im Lead, Maschine im Lead, Co-Funktion; siehe Kapitel 5 und Abschnitt 8.6.2.)

Normative Überlegungen

- Ethische Überlegungen: Können ethische Fragestellungen zufriedenstellend beachtet und umgesetzt werden? Inspiration: Kapitel zu ethischen und rechtlichen Aspekten (siehe Unterkapitel 7.10)
- Pädagogische Überlegungen:
- Welche Lernkultur und Lernstrategie wird verfolgt? Wie passt das KI-basierte System dazu?
- Zwei in dieser Forschungsarbeit vorgeschlagene normative Orientierungshilfen:
 - Kontrastchiffren für ein zukunftsgerichtetes Corporate Learning im Kontext der digitalen Transformation: Werden durch das gewählte KI-basierte System diejenigen Kontrastchiffren in diejenige Richtung geprägt, welche als sinnvoll und wünschenswert erscheinen?
 - Ermöglichungsdidaktik: Werden ermöglichungsdidaktische Prinzipien durch das KI-basierte System gestärkt?

Strategische Überlegungen

- Strategische Überlegungen: Eignet sich das KI-basierte System in Bezug auf die strategischen Überlegungen des eigenen Unternehmens und trägt es entsprechend zur Erreichung der strategischen Ziele bei?

- Wirtschaftliche Überlegungen: Erscheinen Aufwand und Nutzen in einem angemessenen Verhältnis? Wie hoch ist die Investitionsbereitschaft? Erscheint die Erreichung des angestrebten Ziels mit dieser Investitionsbereitschaft als realistisch?
- Rechtliche Aspekte: Entspricht die Lösung dem rechtlichen Rahmen?
- Kompetenzen: Welche Rollen, Aufgaben und Kompetenzen werden für die Entwicklung und Einführung sowie den Betrieb und die Weiterentwicklung benötigt? Was davon ist bereits im eigenen Unternehmen vorhanden, was könnte durch externe Kooperationen und Partnerschaften ergänzt werden, welche Kompetenzen müssen dazu noch aufgebaut werden und wie viel Investition bedeutet dies? Wie gestalten sich diesbezüglich die Ressourcenlage, die Kapazitäten und die Bereitschaft?
- Machbarkeit: Stehen die erforderlichen Ressourcen zur Realisierung des angestrebten KI-basierten Systems zur Verfügung?
- Wirkungsmessung: Wie würde sich ein Erfolg des Systems zeigen? Wie lässt sich die Wirkung messen? Als wie wahrscheinlich erscheint es, dass die Anwendung zum erhofften Erfolg führt/die Nutzenpotenziale realisiert werden können?
- Risikomanagement: Ist das potenzielle Risiko oder der potenzielle Nutzen höher? Was wäre das Worst-Case-Szenario? Wie wahrscheinlich ist dies? Ist das Risiko diesbezüglich vertretbar?

Die hier aufgelisteten Reflexionsfragen und Informationshinweise nehmen zentrale Fragestellungen auf, die in dieser Forschungsarbeit identifiziert wurden. Diese Fragestellungen sollen Entscheidungsträger*innen darin unterstützen, auf strategisch-konzeptionellen Ebene die Vor- und Nachteile KI-basierter Systeme für Corporate Learning systematisch und analytisch zu eruieren und so zu einer informierten sowie reflektierten Entscheidung für oder gegen eine Investition in ein solches System im eigenen Unternehmen zu gelangen. Da vermutlich nicht alle Kenntnisse vorhanden sind, um die Fragen zu beantworten, wird empfohlen, diese Fragestellungen gemeinsam mit Expert*innen in den jeweiligen Fachgebieten, etwa externe Anbietende, und weiteren relevanten Anspruchsgruppen zu bearbeiten. Da der heutige Kenntnisstand zur Beantwortung der Fragen in Bezug auf L&D noch als gering eingeschätzt wird und gleichzeitig in der Empirie eine klare Tendenz in Richtung Experimentieren und ‚start small‘ ausgemacht werden konnte, ist ferner zu berücksichtigen, dass es sich bei einer vernünftig erscheinenden Kosten- und Nutzenabwägung lohnen kann, erste Schritte zu wagen und aufgrund der daraus entstehenden Erkenntnisse über weiterführende Schritte zu entscheiden.

Nachdem die Antworten auf die Forschungsfragen beantwortet und die angestrebten Hilfestellungen für die Praxis sowie die Kern-Propositionen für die Forschung erstellt wurden, folgt nachstehend das Resümee, bevor ein Ausblick über künftige Forschung gegeben wird.

10 Resümee und Ausblick

Nachstehend wird der gesamte Forschungsprozess auf Meta-Ebene zusammengefasst und reflektiert. Darüber hinaus werden abschliessend Forschungsdesiderate festgehalten, damit andere Forschende an diese Forschungsarbeit anknüpfen können und zu weiteren Explorationen und Erkenntnisgewinnen angeregt werden.

In dieser Forschungsarbeit stand die Problemstellung im Vordergrund, wie KI-basierte Systeme dabei helfen können, die individuelle Kompetenzentwicklung von Mitarbeitenden im Kontext der digitalen Transformation zu optimieren. Der Fokus lag dabei auf der Vorstellung KI-basierter Systeme als starke Partner für L&D-Professionals. In dieser Dissertation wurde die Blackbox der unscharf definierten Begriffe der KI und KI-basierten Systeme geöffnet und im Kontext von Corporate Learning konzeptualisiert sowie untersucht. Im Mittelpunkt stand die Entwicklung strategisch-konzeptioneller Orientierungs-, Entscheidungs- und Gestaltungshilfen für Entscheidungsträger*innen aus der Corporate-Learning-Praxis. Diesem Forschungsvorhaben lag eine neue und aufstrebende Thematik zugrunde und es sollte die theoretisch-konzeptionelle Brücke zwischen KI und Corporate Learning geschlagen werden. Es handelt sich hierbei um ein schnelllebiges Forschungsthema, das während der Forschungszeit zusehends an wissenschaftlicher und praktischer Aufmerksamkeit gewonnen hat. Die Einblicke in erste in der Corporate-Learning-Praxis angewendeten KI-basierten Systeme sowie die Aufarbeitung zentraler Aspekte an der Schnittstelle sollen dabei helfen, diese Thematik besser zu verstehen, und liefern Grundlagen für die Theoriebildung sowie Hilfestellungen, weitere Fortschritte in Forschung und Praxis zu erreichen. Wie zu Beginn der Forschungsarbeit erwähnt, nahm diese Arbeit eine optimistische und technologieaffine, gleichzeitig aber auch eine realistische Perspektive hinsichtlich der Kombination von KI und Corporate Learning ein. Rückblickend könnte diese Arbeit eine interessante historische Ressource sein, um die tatsächlichen Entwicklungen in den nächsten Jahren zu spiegeln.

10.1 Zentrale Ergebnisse für Forschung und Praxis

Im Zentrum der Forschungsarbeit stand die Beantwortung der folgenden Hauptforschungsfrage:

Wie können KI-basierte Systeme erfolgreich für Corporate Learning genutzt werden?

Die folgenden Forschungsfragen dienten dazu, die übergeordnete Hauptforschungsfrage strukturiert zu beantworten.

- F1: Welche KI-basierten Systeme bieten welche Nutzenpotenziale im Kontext von Corporate Learning?
- F2: Welche erfolgskritischen Faktoren gilt es für eine erfolgreiche Adoption im eigenen Unternehmen zu beachten?
- F3: Was bedeutet der Einsatz KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning für die Profession der Personalentwicklung?

Zur Beantwortung der Forschungsfragen wurde zunächst ein theoretischer Bezugsrahmen entwickelt. Dieser orientiert sich an der Task-Technology-Fit-Theorie und konzeptualisiert die Personalentwicklung mit Fokus auf Corporate Learning als Task und KI-basierte Systeme als Technology. Für die Beurteilung des Fits wurde als Leitmotiv die Augmentationsperspektive statt eine reine Substitutionsbetrachtung gewählt. Zusätzlich wurden normative Grundlagen aus dem Kontext von Corporate Learning aufgearbeitet. Bei der Konzeptualisierung des Tasks wurde darauf geachtet, dass der theoretische Bezugsrahmen einem zukunftsgerichteten Verständnis von Personalentwicklung im Kontext der digitalen Transformation entspricht, damit die weiterführenden Forschungsschritte nicht auf einer veralteten Sichtweise zu Corporate Learning aufbauen. Neben normativen Grundlagen sowie der Erarbeitung eines idealtypischen Prozesses und Leistungsportfolios von Personalentwicklung mit Fokus auf Corporate Learning wurde der Fokus auf die Rollen von L&D-Professionals im Kontext der digitalen Transformation und im direkten Zusammenspiel mit KI-basierten Systemen gelegt. Seitens Technology liegt das Augenmerk in dieser Forschungsarbeit auf KI-basierten Systemen, die der Auffassung von moderner KI sowie schwacher KI entsprechen. Solche Systeme zeichnen sich durch ihre Lernfähigkeit basierend auf sich verändernden Daten aus. Im Gegensatz hierzu stehen regel- und skriptbasierte Systeme, die bereits seit über 40 Jahren in der AIED-Literatur diskutiert werden. Nach der Entwicklung des theoretischen Bezugsrahmens wurden Studien durchgeführt, die jeweils verschiedene Aspekte der Forschungsfragen adressierten.

Die erste Studie bildete eine explorative Experteninterviewstudie. Die Expert*innen wurden an der Schnittstelle zwischen Forschung und Praxis sowie zwischen KI und Corporate Learning ausgewählt. Solche Einblicke waren zum Zeitpunkt der Durchführung der Studie noch rar. Die Experteninterviews lieferten erste relevante Erkenntnisse und Orientierung in Bezug auf das zu untersuchende Themenfeld. Aufgrund der spärlich vorhandenen einschlägigen wissenschaftlichen Literatur zu KI-basierten Systemen im

Kontext von Corporate Learning verhalfen die Experteninterviews zu einer Ausrichtung der nachfolgenden Studien. Auch der theoretische Bezugsrahmen konnte durch die Erkenntnisse aus den Experteninterviews iterativ geschärft werden und es liessen sich erste Erkenntnisse zur inhaltlichen Beantwortung der Forschungsfragen gewinnen.

In der zweiten Studie, der systematischen Literaturstudie, erfolgte aufgrund der kaum auffindbaren einschlägigen wissenschaftlichen Literatur zu KI in der Personalentwicklung eine Ausweitung auf den AIED-Kontext. Dort sind in Hinblick auf die individuelle Kompetenzentwicklung in Kombination mit KI die grössten Fortschritte verzeichnet. Bei der systematischen Literaturstudie handelt es sich um eine zusammenfassende und gleichzeitig erkenntnisgenerierende Leistung, die sich auf aktuelle Literatur stützte und die neuesten Entwicklungen im Feld systematisch sowie umfangreich aufarbeitete. Die Ergebnisse resümieren den aktuellen Stand aus der AIED-Literatur und übertragen sie gezielt auf den Corporate-Learning-Kontext. Hier erscheint insbesondere die Ausweitung von Anwendungen formeller und schulisch geprägter Lernsituationen auf informelles und arbeitsplatznahes Lernen als relevante Erweiterung. Im Rahmen der Literaturstudie trat deutlich zutage, dass eine Entscheidung für KI-basierte Systeme und deren Gestaltung ein vielschichtiges Unterfangen bilden. Für eine verantwortungsvolle und sinnvolle Lösung müssen verschiedene Aspekte berücksichtigt werden. Zu diesem Zweck wurden Nutzenpotenziale sowie Risiken und Befürchtungen aufgearbeitet. Auch Aspekte zu den fortschrittsprägenden Einflussfaktoren wurden systematisch ausgewertet und zusammengefasst. Weitere zentrale Aspekte wie Daten, Datenschutz, Datensicherheit, ethische und rechtliche Aspekte sowie Designansätze wurden als relevante Diskussionspunkte identifiziert und im Rahmen der Literaturstudie vertieft.

Die systematische Literaturstudie bietet eine Auslegeordnung zu zentralen Themen, die an der Schnittstelle von KI und Corporate Learning auftreten. Als Ergänzung zu den wissenschaftlichen Publikationen wurde eine Marktanalyse durchgeführt und einschlägige Praxis-Literatur eingebunden. Darauf basierend wurde eine umfassende Anwendungsübersicht an heute möglichen und realistisch erscheinenden KI-Anwendungen erstellt.

In den Experteninterviews und der systematischen Literaturstudie kristallisierte sich heraus, dass trotz den vielfältigen Nutzenpotenzialen zum aktuellen Zeitpunkt nur wenige Wirkungs- und Implementierungsstudien zu KI-basierten Systemen im Kontext von Corporate Learning existieren, weshalb dies eine relevante Forschungslücke repräsentiert. Auch grundsätzlich vertiefte Einblicke in Bezug auf aktuell in der Praxis im Einsatz befindlicher KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning sind kaum zu finden. Entsprechend wurde in der dritten Studie dieser Forschungsarbeit die

Perspektive einer erfolgreichen Adoption im Unternehmenskontext ins Zentrum gerückt. Die Fallstudienuntersuchung bereichert die aktuell mehrheitlich theoretisch geführten Diskussionen mit empirischen Beobachtungen. Die Multiple-Case-Design-Fallstudienuntersuchung umfasst drei explorative und qualitative Fallstudien. Die drei Fallstudien greifen verschiedene Praxisanwendungen KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning auf. Es handelt sich bei den Fällen um eine KI-basierte Learning-Experience-Plattform, ein KI-basiertes adaptives Lernsystem sowie eine KI-basierte augmented Coaching-Lösung. Zudem werden KI-basierte adaptive Assessments und Learning-Reinforcement-Systems aufgrund ihres Einsatzes in den Fallstudienunternehmen thematisiert. Die drei Fälle wurden ausführlich beleuchtet, wobei besonderes Augenmerk auf dem Aufzeigen der Funktionsweise und Einführungsprozesse gelegt wurde. Solche vertieften Einblicke mit hohem Detaillierungsgrad sind bislang in der Literatur nicht vorzufinden. Dementsprechend erhalten die Rezipient*innen dieser Forschungsarbeit wertvolle Einblicke in funktionierende KI-basierte Systeme. Daneben standen die Auswertung der damit verbundenen Erfolgsfaktoren für eine erfolgreiche Adoption sowie die Auswirkungen auf die Rollen der L&D-Professionals im Zusammenspiel mit KI-basierten Lösungen im Zentrum. Durch die fallübergreifende Analyse der drei Extremfälle konnte ein erster Schritt in Richtung Generalisierung der Erkenntnisse erreicht werden. Für eine Generalisierung an sich wäre es indes zu früh; diesbezüglich sind weitere Studien erforderlich. So ist es zum jetzigen Zeitpunkt unklar, ob sich die Erkenntnisse tatsächlich auf Unternehmen in verschiedenen Kontexten und weitere Typen von KI-basierten Anwendungen übertragen lassen oder ob sich hierbei wesentliche Unterschiede offenbaren.

Im Rahmen dieser Dissertation wurden auf den Forschungserkenntnissen basierende Handlungsempfehlungen für die Praxis sowie Impulse für die weiterführende Forschung hergeleitet und bereitgestellt. Zusammenfassend können die Forschungsfragen mit dem übergeordneten konzeptionellen CL&AI-Modell und seinen Bestandteilen beantwortet werden, was in einem Workshop mit Praxisentscheider*innen als verständlich und nützlich beurteilt wurde. Das CL&AI-Modell und seine Bestandteile sollen Entscheidungsträger*innen aus der Praxis dabei helfen, informierte und reflektierte strategische Entscheidungen für oder gegen den Einsatz eines KI-basierten Systems in ihrem Umfeld zu treffen. Auch sollen die verschiedenen Hilfestellungen und Erkenntnisse dazu dienen, zielgerichtete Diskussion und tiefergehenden Abklärungen mit KI-Expert*innen von Seiten Computer Science zu führen. Dieser Brückenschlag ist relevant, um KI-basierte Systeme im Kontext von Corporate Learning sinnvoll und wirkungsvoll sowie entsprechend interdisziplinär weiterentwickeln zu können. Das CL&AI-Modell verbindet die

Aspekte dieser Forschungsarbeit und verkörpert eine konzeptionelle Antwort auf die Hauptforschungsfrage. Diese Forschungsarbeit und insbesondere das resultierende CL&AI-Modell verdeutlichen den Entscheidungsraum, in welchem sich Forscher*innen wie auch Praktiker*innen an der Schnittstelle zwischen Corporate Learning und KI bewegen. Nachstehend erfolgt die dedizierte Beantwortung der drei im Zentrum stehenden Forschungsfragen.

F1: Welche KI-basierten Systeme bieten welche Nutzenpotenziale im Kontext von Corporate Learning?

Die Erkenntnisse dieser Forschungsarbeit verdeutlichen, dass Potenziale und erste Beispiele vorhanden sind, wie die individuelle Kompetenzentwicklung durch KI-basierte Systeme im Kontext von Corporate Learning optimiert werden kann. Die Auseinandersetzung mit dieser Forschungsfrage führte zu folgenden Propositionen:

- Proposition F1.1: Besonders bremsende Faktoren sind fehlende Daten, fehlendes Wissen und Kompetenzen von Seiten der L&D-Professionals, die hohe Anfangsinvestition ohne Kenntnisse zur tatsächlichen Wirkung und die Komplexität des Corporate-Learning-Phänomens.
- Proposition F1.2: In allen Prozessschritten und Leistungsportfolio-Elementen können KI-basierte Systeme eingesetzt werden, solange dabei die Augmentationsperspektive eingenommen wird.
- Proposition F1.3: Der Fortschritt KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning zeigt sich tendenziell evolutionär und nicht revolutionär.
- Proposition F1.4: Es offenbart sich eine Tendenz zur Verknüpfung KI-basierter Einzellösungen, die sich in den kommenden Jahren verstärken wird.
- Proposition F1.5: Die Nutzenpotenziale KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning lassen sich in Effektivität, Effizienz, neue Erkenntnisse, Orientierung und Skalierung gliedern.
- Proposition F1.6: Es lässt sich keine klare Tendenz in eine bestimmte Nutzenpotenzial-Kategorie im Kontext von Corporate Learning feststellen.
- Proposition F1.7: KI-basierte Systeme werden für unterschiedliche Zwecke eingesetzt. Eine klare Tendenz in Richtung unerwünschter pädagogischer Praktiken kann im Kontext von Corporate Learning nicht festgestellt werden.
- Proposition F1.8: KI-basierte Systeme unterstützen ein zukunftsgerichtetes Corporate Learning, wenn eine entsprechende normative Orientierung und die Augmentationsperspektive zugrunde liegen – sie sind aber kein Garant hierfür.

Typische KI-basierte Systeme und Funktionen im Kontext von Corporate Learning sind:

*(Affektive) intelligente Tutoring-Systeme, adaptive Assessments, adaptive Lernsysteme, Chatbots und Voicebots, Classroom Monitoring Systems, Smart Classrooms, digitale Lernassistent*innen, Diskursanalysen, Educational Co-Bots, Empfehlungssysteme, KI-basierte Prognosen, Klassifizierungssysteme, Learning-Experience-Plattformen (LXP), Matching-Plattformen, pädagogische Agenten, Learning-Reinforcement-Systeme, Robo Grader, Sentimentsanalysen, Sprach-, Bild- und Textanalysen, -erkennung und -generierung, Talent Marketplaces, weitere Formen digitaler screen-based KI-basierter Systeme/namenlose KI-basierte Systeme*

Aktuelle KI-basierte Systeme im Kontext von Corporate Learning lassen sich der Kategorie der schwachen KI zuordnen und sind in den meisten Fällen hybride Systeme. Weiter zeigt sich eine Zukunftstendenz in Richtung von Ökosystemen, in denen verschiedene Anwendungen verknüpft werden. Zum aktuellen Zeitpunkt sind indes hauptsächlich isolierte KI-basierte Systeme für einen spezifischen Anwendungszweck im Einsatz. Gemäss den Erarbeitungen in dieser Studie lässt sich ein typisches KI-basiertes System anhand der folgenden Komponenten konzeptualisieren:

- *Objectives/Zweck*
- *Model(s)/Modell(e)*
- *Capabilities/Funktionen*
- *Data/Daten*
- *Packaging/Erscheinungsform*

Nutzenpotenziale, die mit KI-basierten Systemen im Kontext von Corporate Learning angestrebt werden, lassen sich in die folgenden fünf Hauptkategorien einteilen: *Effektivität, Effizienz, neue Erkenntnisse, Orientierung und Skalierung*. Je nach Situation lassen sich Nutzenpotenziale einzeln oder in Kombination durch KI-basierte Systeme realisieren. Grundsätzlich erscheinen alle Nutzenpotenziale und entsprechend die Nutzung KI-basierter Systeme in allen *Prozessschritten und Elementen des Leistungsportfolios* im Kontext von Corporate Learning als möglich. Wichtig erscheint, dass der Einsatz von KI kein Selbstzweck sein sollte, sondern die Lösung eines relevanten Praxisproblems im Zentrum stehen sollte (Stichwort: business-pull statt technology-push).

Darüber hinaus wurden in dieser Forschungsarbeit zentrale Diskussionspunkte respektive Themenfelder identifiziert und beleuchtet, die an der Schnittstelle zwischen KI und Corporate Learning besonders relevant erscheinen und in allen Konfigurationsvarianten sowie zur Realisierung der Nutzenpotenziale zentral sind:

- *Normative Orientierung in Bezug auf Corporate Learning: In dieser Dissertation wird dies mit den Kontrastchiffren zu zukunftsgerichtetem Lernen sowie der Ermöglichungsdidaktik als theoretische Grundlage verdeutlicht.*
- *Rechtliche und ethische Aspekte*
- *Daten, Datenschutz und Datensicherheit*

In der Abhandlung wird empfohlen, zugleich heutige *Befürchtungen und Risiken* zu beachten und den Einsatz an *normativen und strategischen Überlegungen* auszurichten, um einen sinnvollen Einsatz erreichen zu können.

Damit die Realisierung der angestrebten Nutzenpotenziale mit KI-basierten Systemen auch umgesetzt werden kann, sind Kenntnisse zu erfolgskritischen Faktoren für eine erfolgreiche Adoption im eigenen Unternehmen ausschlaggebend. Dies bildet den Schwerpunkt der zweiten Forschungsfrage.

F2: Welche erfolgskritischen Faktoren gilt es für eine erfolgreiche Adoption im eigenen Unternehmen zu beachten?

Es wurde erkannt, dass es sich bei KI-basierten Systemen im Kontext von Corporate Learning nicht um Plug-and-play-Lösungen handelt und eine Vielzahl an Aspekten zu berücksichtigen ist, damit KI-basierte Systeme tatsächlich wirksam und normativ sowie strategisch zielführend eingesetzt werden können. Ob eine Nutzung schliesslich als erfolgreich beurteilt werden kann, hängt stark von den damit angestrebten Nutzenpotenzialen sowie der Beurteilung der Anwendenden ab. KI-basierte Systeme im Kontext von Corporate Learning sind keine Selbstläufer. Die Betrachtung eines KI-basierten Systems im Sinne eines soziotechnischen Systems sowie die entsprechende Gliederung der Erfolgsfaktoren erscheinen zielführend. Die Analyse und der Vergleich von drei KI-basierten Systemen und deren Adoption im Unternehmenskontext (KI-basierte Learning-Experience-Plattform, KI-basiertes adaptives Lernsystem, KI-basierte augmented Coaching-Lösung) haben mehrere Erfolgsfaktoren ergeben, die in allen drei Fallstudien prominent aufgekommen sind.

Die folgenden Propositionen sind für die Beantwortung der Forschungsfrage 2 zentral:

- Proposition F2.1: KI-basierte Lösungen sind keine Plug-and-play-Lösungen.
- Proposition F2.2: Die Adoption KI-basierter Systeme ist eine kontinuierliche Angelegenheit mit klarem Start, indes ohne Ende.
- Proposition F2.3: Für eine erfolgreiche Adoption gilt es alle vier Bestandteile des sozio-technischen Systems zu beachten.

- Proposition F2.4: Als besonders relevante soziotechnische Erfolgsfaktoren zur erfolgreichen Adoption KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning gelten Changemanagement, Befähigung und Kommunikation, Top Management Commitment, User Experience und Usability, Schaffung eines klaren Nutzens, Business-Pull-Use Case, Einhaltung der Datenschutzbestimmungen, Standards zur Integration verschiedener Systeme sowie qualitativ gute Daten.

Diese und weitere soziotechnische Erfolgsfaktoren fungieren als handlungsleitende Grundlage für die Planung und Gestaltung einer erfolgreichen Einführung KI-basierter Systeme im eigenen Unternehmenskontext.

L&D-Professionals sind bei der Gestaltung der meisten identifizierten Erfolgsfaktoren zentral. Welche Auswirkungen die Nutzung KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning auf die Rollen von L&D-Professionals hat, wurde mit Forschungsfrage 3 aufgegriffen.

F3: Was bedeutet der Einsatz KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning für die Profession der Personalentwicklung?

Um die Frage nach der Bedeutung und den Auswirkungen KI-basierter Systeme auf die Rollen von L&D-Professionals zu beantworten, wurde ein Abgleich KI-basierter Systeme zur Unterstützung der L&D-Rollen vorgenommen. Auch wurden typische Augmentationsvarianten eruiert und zentrale Neuigkeitsaspekte identifiziert, die sich spezifisch durch KI-basierte Systeme ergeben. Diese Neuigkeitsaspekte wurden beschrieben und darauf basierend die Auswirkungen auf die Rollen von L&D-Professionals abgeleitet. Als Grundlage und Plausibilisierung für diese Forschungsleistung dienten Erkenntnisse aus den durchgeführten Studien, insbesondere die identifizierten Rollen aus der Fallstudienuntersuchung. Es wurden zudem Handlungsempfehlungen für L&D-Abteilungen formuliert, und es wurde auf die in dieser Forschungsarbeit entwickelten Hilfestellungen verwiesen. Wie bereits bei den Anwendungen veranschaulicht, bieten KI-basierte Systeme dementsprechend das Potenzial, sämtliche L&D-Rollen zu augmentieren und entsprechend zu verändern. Gleichwohl erscheint es aufgrund des heutigen Kenntnisstands als unwahrscheinlich, dass ganze L&D-Rollen von KI-basierten Systemen substituiert werden. Unterstützungs- und Kollaborationsfunktionen erscheinen als die Kernfunktionen KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning. KI-Systeme können zum Ausgleich menschlicher Schwächen, aber auch zur Unterstützung menschlicher Stärken eingesetzt werden. Zudem konnten Varianten identifiziert werden, bei denen KI-basierte Systeme im Lead sind oder als Co-Partner von L&D-Professionals fungieren, sowie Fälle, in denen KI-basierte Systeme nur marginale Funktionen

einnehmen und die Hauptaufgaben weiterhin beim Menschen verbleiben. Ferner können durch KI-basierte Systeme repetitive Vorgänge automatisiert und grosse Datenmengen verarbeitet werden. Das Entwickeln und Trainieren KI-basierter Systeme sowie die Qualitätssicherung und Weiterentwicklung obliegen weiterhin dem Menschen. Als Fazit und gleichzeitig Handlungsempfehlung in Bezug auf die Auswirkungen KI-basierter Systeme auf die Rollen von L&D-Professionals ist festzuhalten, dass frühzeitig in die zielgerichtete Kompetenzentwicklung von L&D-Professionals investiert werden sollte. Der vorliegenden Arbeit sind Informationen zu entnehmen, bei welchen Kompetenzen und mit welchen Massnahmen diesbezüglich angesetzt werden könnte.

Aus der Untersuchung in Bezug auf die Rollen von L&D-Professionals resultierten die folgenden Propositionen:

- Proposition F3.1: Es lassen sich für alle L&D-Rollen KI-basierte Systeme einsetzen, solange der Einsatz unter der Augmentationsperspektive erfolgt.
- Proposition F3.2: Die Substitution ganzer L&D-Rollen erscheint zum heutigen Zeitpunkt als unrealistisch.
- Proposition F3.3: Der Einsatz KI-basierter Systeme führt zu neuen Aufgaben für L&D-Professionals, die wiederum mit KI-basierten Systemen augmentiert werden können.
- Proposition F3.4: Auch wenn der Mensch unter Umständen die bessere Option ist als ein KI-basiertes System, kann der Einsatz eines KI-basiertes Systems sinnvoll sein.
- Proposition F3.5: Die Kombination aus Mensch und Maschine ergibt Nutzenpotenziale im Kontext von Corporate Learning, die bisher nicht erreichbar waren.
- Proposition F3.6: Routineaufgaben von L&D-Professionals nehmen tendenziell ab, dafür nehmen neue Aufgaben zur Entwicklung, Nutzung und Weiterentwicklung KI-basierter Systeme zu.
- Proposition F3.7: Elf Neuigkeitsaspekte prägen die Rollen von L&D-Professionals im Zusammenhang mit KI besonders:
 1. Relevanz von Daten
 2. Relevanz von Modellen
 3. Relevanz von Digitalisierung und Ökosystemen
 4. Neue technologische Möglichkeiten
 5. Mehr Automatisierung
 6. Vermehrt ethische und rechtliche Aspekte
 7. Neue Lernprozesse und Learner Experience
 8. Mehr Self-Service und Dezentralisierung

- 9. Neue Erkenntnisse und strategischere Ausrichtung
- 10. Kein Plug-and-Play sowie kontinuierliche Weiterentwicklung
- 11. Inter- und Multidisziplinarität

Nachdem die drei Forschungsfragen beantwortet wurden, welche auf die Hauptforschungsfrage einzahlen, wird ein kurzes inhaltliches Fazit gezogen, bevor auf die kritische Reflexion der Ergebnisse eingegangen wird.

Die Erarbeitungen in dieser Dissertation verdeutlichen die Komplexität des Themas, bieten aber auch Hilfestellungen, diese Komplexität zu durchdringen und eine differenzierte sowie informierte Thematisierung vorzunehmen. Diese Forschungsarbeit nimmt der Leserschaft nicht die Verantwortung und das kritische Reflektieren über die Potenziale KI-basierter Lösungen im Kontext von Corporate Learning ab. Sie unterlässt bewusst eine positive oder negative Beurteilung, sondern bietet Hilfsmittel und normative Orientierungsmöglichkeiten, um die Betrachtung im eigenen Praxiskontext oder im eigenen Forschungsvorhaben differenziert vornehmen zu können. Wie bereits eingangs dieser Forschungsarbeit festgehalten, löst sie folglich Praxisprobleme nicht direkt, bietet aber Ansätze und Hilfestellungen für Entscheidungsträger*innen, diese künftig reflektierter und besser lösen zu können. Damit sollen die Auseinandersetzung und Nutzung solcher Systeme in Wissenschaft und Praxis angekurbelt werden. Ausserdem tragen die Forschungsergebnisse zur Professionalisierung im Umgang mit KI-basierten Systemen bei. Nach wie vor gilt die Überzeugung, dass sich der technologische Fortschritt nicht aufhalten lässt, sich die Anwendungen und Wirkungen aber mitprägen lassen und diese Mitprägung von Seiten der Personalentwicklung, insbesondere auch mit Fokus auf Corporate Learning, zentral ist. Wie jede Forschungsarbeit weist auch die vorliegende Studie Stärken und Schwächen auf, die nachstehend reflektiert werden, bevor im Anschluss die zentralen Forschungsdesiderate veranschaulicht werden.

10.2 Kritische Reflexion der Ergebnisse

Bei den Forschungsergebnissen handelt es sich um eine Momentaufnahme. Der technologische Fortschritt wird Theorie und Praxis in den kommenden Jahren weiter prägen. Bereits während der Erstellung dieser Forschungsarbeit haben sich in Bezug auf die Thematik die Anzahl der Publikationen und das Forschungsinteresse erhöht. Dieser Trend scheint sich fortzusetzen. Auch der Aspekt, dass der KI-Begriff ein ‚moving target‘ ist und der technologische Fortschritt stark beeinflusst, was unter KI subsumiert wird, wird die künftigen Diskussionen und Forschungsschwerpunkte prägen. Trotz der Schnelllebigkeit dienen die Ergebnisse dieser Arbeit als Grundlage für Forschung wie

auch Praxis und haben aufgrund ihrer konzeptionell-strategischen Beschaffenheit einen potenziell übergeordneten sowie überdauernden Charakter. Das untersuchte Phänomen ist *komplexer Natur*, das zwar modellhaft eingefangen, aber nie in seiner Gänze und hinsichtlich all seiner Varianten beschrieben werden kann. Die Forschungsarbeit deckt somit zentrale Aspekte an der Schnittstelle zwischen KI und Corporate Learning auf, hegt aber nicht den Anspruch, die Einzelheiten in ihrer Gänze erfasst zu haben. Die Diskussion der Stärken und Limitationen hilft, die Ergebnisse dieser Forschungsarbeit kritisch-reflektiert zu interpretieren. Das Design und die Umsetzung des Forschungsvorhabens basieren auf einer Reihe an Entscheidungen. Wo möglich, wurden diese Entscheidungen transparent begründet. Trotz der sorgfältigen und reflektierten Erarbeitung sowie Ausführung des Forschungsvorhabens weist diese Forschungsarbeit Einschränkungen auf. Eine Aufnahme der Diskussion über die vielzählig getroffenen Entscheidungen würde den Rahmen dieser kritischen Reflexion überschreiten. Stattdessen sollen die Hauptmerkmale, die es im Sinne der kritischen Reflexion dieser Forschungsarbeit auf Meta-Ebene besonders hervorzuheben gilt, erläutert werden.

Ein Hauptkritikpunkt, der an die vorliegende Forschungsarbeit herangetragen werden kann, besteht in der *Breite des zu untersuchenden Forschungsgegenstands*. Künstliche Intelligenz und Corporate Learning sind Themengebiete, die bereits in sich wiederum von Komplexität und zahlreichen Subthemen geprägt sind. Durch das Bestreben, eine möglichst breite Aufarbeitung des Themenfelds, eine Demystifizierung des KI-Begriffs sowie eine umfassende Auslegeordnung zu erzielen, musste entsprechend auf eine präzise Abhandlung der einzelnen Bestandteile verzichtet werden. Während eine klare Stärke der Forschungsarbeit in der breiten Übersicht und Orientierung sowie der sorgfältigen Aufarbeitung der zentralen Themen für Corporate Learning im Zusammenhang mit KI-basierten Systemen liegt, ist darin gleichermassen die Schwäche begründet. Der Vorwurf, die Monografie weise neben den klaren wissenschaftlichen Anteilen und dem wissenschaftlichen Beitrag auch Lehrbuchcharakter auf, kann nicht vollständig negiert werden. Durch diese Aufbereitung wird jedoch gewährleistet, dass die Ergebnisse auch für Praktiker*innen wertvoll sind und ein vertieftes Verständnis zum Themengebiet erreicht wird. Darüber hinaus bereitet diese Forschungsarbeit den Weg für vertiefende Forschungsarbeiten. Es erschien zentral, die Breite der Thematik in dieser Dissertation zu erfassen, um in nachfolgenden Forschungsarbeiten auf dieser Grundlage spezifische Vertiefungen anhand der neusten Technologien vornehmen zu können. Da es sich um ein schnelllebiges Themengebiet handelt, besteht die Stärke der in dieser Dissertation erarbeiteten Ergebnisse darin, dass sie aufgrund ihrer generischen Ausrichtung auf verschiedene und sich verändernde KI-Anwendungen übertragen werden können. Auch der

Beizug diverser interdisziplinärer Grundlagen zur Beantwortung der Forschungsfragen kann als Stärke und Schwäche gleichzeitig beurteilt werden. Viele Herleitungen und theoretischen Grundlagen an der Schnittstelle zwischen KI und Corporate Learning stammen nicht direkt aus der Personalentwicklungsforschung, sondern sind Übertragungsleistungen aus der Bildungsforschung, die sich bereits gezielter mit KI (AIED) befasst. Die Kombination theoretischer Grundlagen aus verschiedenen Disziplinen entspricht der Personalentwicklungstradition sowie der Forderung nach mehr interdisziplinärer Forschung zur Untersuchung von KI in Managementkontexten. Gleichzeitig bedeutet die Übertragung verschiedener Erkenntnisse aus unterschiedlichen Disziplinen auf den Personalentwicklungskontext eine Interpretationsleistung, die im Rahmen dieser Abhandlung nicht wissenschaftlich validiert werden konnte, sowie eine fehlende Anknüpfung an eine zentrale Theorie.

Ferner basiert die Erarbeitung der Anwendungen und Nutzenpotenziale KI-basierter Systeme auf den heutigen Herausforderungen von Corporate Learning und fusst Stand heute auf als sinnvoll erachteten und verbreiteten normativen Leitlinien. Zudem wurde die Untersuchung unter einer technologieaffinen Haltung sowie der Augmentationsperspektive vorgenommen. Diese Ausrichtung ermöglicht einen realistischen und anschlussfähigen Zugang zur Thematik. Weniger berücksichtigt wurden deswegen jedoch *Extremvarianten, disruptive Änderungen oder Paradigmen-Shifts*, die durch den Einsatz von KI erzeugt werden und unter Umständen die gesamte Logik revolutionieren könnten. Solche disruptiven Sichtweisen müssten separat erforscht werden. Das gewählte Vorgehen birgt den Vorteil, dass es auf aktuellen normativen Grundlagen und Erkenntnissen aus der Forschung aufbaut und so dem *Business-Pull statt dem Technology-Push* nachkommt. Die Ergebnisse erscheinen anschlussfähig an den heutigen Stand der Praxis. Die Forschungsarbeit kann somit einen Beitrag hinsichtlich des Fortschritts zur Ergründung und Prägung von KI im Corporate-Learning-Kontext leisten und entsprechend auch in Bezug auf die Personalentwicklungsforschung. Die Studie hat *grösstenteils explorativen Charakter*. Die Forschungsarbeit stellt verschiedene Grundlagen für die weitere Theoriegenerierung bereit. Dies sind indes erst Schritte in Richtung einer Generalisierung und selbst noch keine ausgereiften und bestätigten Theorien. Insbesondere die Hilfsmittel für die Praxis konnten noch nicht umfassend geprüft und getestet werden. Auch Propositionen in dieser Forschungsarbeit müssen von den Rezipient*innen reflektiert und situationsbezogen interpretiert werden, da aufgrund von drei untersuchten Praxisfällen und der Übertragung der AIED-Literatur in den Kontext von Corporate Learning noch keine hohe Generalisierbarkeit erbracht werden kann. Durch die analytische und konzeptionelle Herleitung sowie die empirische Abstützung sind die Ergebnisse

dieser Forschungsarbeit dennoch wertvolle Ergebnisse in einem aufstrebenden Forschungsfeld und erreichen das primäre Forschungsziel der Bereitstellung von Orientierungs-, Entscheidungs- sowie Gestaltungshilfen für Entscheidungsträger*innen in der Praxis.

Aufgrund der Neuartigkeit des Themas, der fehlenden einschlägigen Forschung an der Schnittstelle zwischen KI und Corporate Learning sowie des Fokus auf angewandte Forschung und des explorativen Charakters des Erkenntnisgewinnungsprozesses werden die aufgezeigten Schwächen dieser Forschungsarbeit als akzeptabel eingeschätzt und können durch weiterführende Studien adressiert werden. Eine besondere Stärke sowie Neuigkeitsgehalt bietet die Fallstudienuntersuchung. Es handelt sich um die erste der Verfasserin bekannte empirische Studie, die die Adoption moderner KI-Lösungen im Corporate-Learning-Kontext untersucht. Zu Beginn der Forschungsarbeit wurden Gütekriterien für qualitative Forschungsarbeiten formuliert. Diese sollen nachfolgend in Erinnerung gerufen und die Forschungsarbeit entsprechend reflektiert werden.

10.3 Beurteilung des Forschungsprozesses hinsichtlich der Gütekriterien

Die durchgeführten Studien wurden an entsprechender Stelle hinsichtlich der jeweils zentral erachteten Gütekriterien ausgerichtet, reflektiert und beurteilt. An dieser Stelle findet die Beurteilung des Forschungsprozesses auf Meta-Ebene statt. Dafür werden die zu Beginn der Forschungsarbeit als Grundlage erarbeiteten Prinzipien qualitativer Forschung beigezogen:

Tabelle 84: Beurteilung des Forschungsprozesses
(eigene Darstellung in Anlehnung an Strübing, 2018, S. 25)

Prinzip	Beschrieb	Beurteilung	Begründung zur Beurteilung
Gegenstandsangemessenheit	Auswahl eines adäquaten Forschungsdesigns bezüglich der zu beantwortenden Forschungsfrage	✓	Das Forschungsdesign und der entsprechende Erkenntnisgewinnungsprozess haben zur Beantwortung der Forschungsfragen und der Generierung neuen Wissens für Forschung und Praxis geführt.
Offenheit	Offenheit gegenüber neuen Erkenntnissen im Verlauf des Forschungsprozesses, trotz Vorwissen keine dogmatische Herangehensweise	✓	Das Prinzip der Offenheit wurde verfolgt und die einzelnen Studien wurden entsprechend konzipiert und umgesetzt.

Kommunikation	Verständnis von Forschung als kommunikativer Prozess	✓	Der Forschungsprozess war geprägt durch verschiedene kommunikative Handlungen, Gespräche, Zwischenreflexionen und die bewusste Einbindung von Expert*innen aus Wissenschaft und Praxis.
Prozesshaftigkeit	Die Konstruktion neuer Erkenntnisse erfolgt prozessual in einem Wechselspiel zwischen Empirie und Theorie und ist regelgeleitet	✓	Während des Forschungsverlaufs wurden empirische Erkenntnisse und Theorie laufend abgeglichen. Der Forschungsprozess folgte dem handlungsleitenden Forschungsverständnis.
Reflexivität	Rückbezüge und ein iteratives Vorgehen gehören zum Forschungsprozess	✓	Die Forschungsergebnisse wurden iterativ entwickelt und die Forschungsfragen im Verlauf der Forschungstätigkeit aufgrund der gewonnenen Zwischenerkenntnisse spezifiziert.

Zwei Aspekte im Forschungsprozess sind besonders kritisch hervorzuheben, da sie nicht ideal umgesetzt werden konnten. Zum einen handelt es sich bei dieser Forschungsarbeit um eine *Einzelleistung*. Obwohl die Gütekriterien und Prinzipien qualitativer Forschung bestmöglich eingehalten werden sollten, können ein persönlicher Bias sowie Miss- und Überinterpretationen nicht ausgeschlossen werden. Dafür wären ausführlichere kommunikative Validierungsstudien, Peer-Checkings oder konsensuelles Kodieren angezeigt gewesen. Durch die Validierung der Ergebnisse durch Praxisexpert*innen wurde dieser Aspekt teilweise adressiert. Weitere solcher Leistungen können durch weiterführende Forschungsarbeiten aufgegriffen werden.

Während in der explorativen Experteninterviewstudie gezielt eine *geringe Anzahl an Expert*innen gewählt* wurde, wäre dies bei der Fallstudienuntersuchung anders geplant gewesen. Die geringe Anzahl an Interviewpartner*innen kann durch die reichhaltigen Dokumente etwas abgeschwächt werden. Dennoch bedeuten die *geringe Anzahl an Interviewpartner*innen* und *die nicht von sämtlichen Interviewpartner*innen durchgeführte kommunikative Validierung* in den Fallstudien eine Schwäche, die aufgrund der äusseren Umstände nicht vollständig beeinflusst werden konnte. Da die Erarbeitungen die angestrebten Ergebnisse sowie den angestrebten Nutzen für Wissenschaft und Praxis erfüllen können, werden die Schwächen im Rahmen des Forschungsprozesses als akzeptierbar erachtet. Gleichwohl sind sie beim Lesen und Interpretieren der Forschungsergebnisse zu beachten. Als letzter Schritt wird auf die Forschungsdesiderate eingegangen, die sich anknüpfend an die Forschungsarbeit offenbaren.

10.4 Forschungsdesiderate

Ein Ziel bestand darin, eine Basis für weiterführende Forschung in Bezug auf KI im Kontext der Personalentwicklung zu legen. Aufgrund der Neuartigkeit des Felds und der geringen Diffusion in der Praxis können diverse interessante, auf den vorliegenden Forschungsergebnissen aufbauenden nächsten Schritte ausgemacht werden. Aufgrund der Erkenntnisse im Rahmen dieser Dissertation ist davon auszugehen, dass die bisherigen Forschungslücken nicht durch Irrelevanz entstanden sind, sondern es lohnend ist, hier weiter anzusetzen. Aufgrund des noch spärlichen Aufgreifens von KI in der einschlägigen Personalentwicklungsforschung mit gleichzeitig steigender Relevanz sind zahlreiche weiterführende Forschungsschritte denkbar. Diese Monografie bietet eine Ausgangslage hinsichtlich verschiedener Themenfelder, deren Vertiefung in kommenden Forschungsschritten erfolgen könnte. Insbesondere aus den verschiedenen Forschungsergebnissen sowie den Limitationen des durchgeführten Forschungsvorhabens ergeben sich diverse Anknüpfungspunkte für weiterführende Forschung. Die folgenden Schwerpunkte werden, anknüpfend an die Themen dieser Dissertation, als besonders interessant erachtet und daher für die weitere Betrachtung empfohlen:

Überprüfung des entwickelten CL&AI-Modells und der Propositionen: Die Ergebnisse dieser Forschungsarbeit bieten sich für Weiterentwicklungen und quantitative sowie qualitative Überprüfungen und Ergänzungen an. Es gilt, insbesondere die Propositionen in fortführenden Forschungsarbeiten aufzugreifen und die Ergebnisse dieser Arbeit auf ihre tatsächliche Anwendung in der Praxis und mögliche Ergänzungen sowie Vertiefungen zu untersuchen. Die pragmatische Validierung könnte weiter ausgebaut und mit einer grösseren Anzahl an Vertretenden aus der Praxis, aber insbesondere auch aus der Wissenschaft und multi-methodisch, zum Beispiel durch die Kombination von Fokusgruppen und einer Umfrage, durchgeführt werden.

Theorieüberprüfung durch Wiederholung oder Anreicherung der empirischen Untersuchungen: Es bietet sich zudem an, im Zeitverlauf sowie im Sinne von Längsschnittstudien zu untersuchen, inwiefern sich KI-basierte Systeme über die Zeit entwickeln und welche Erfahrungen und Anpassungen im Prozess entstehen. Da sich KI-basierte Systeme durch ihre kontinuierliche Weiterentwicklung auszeichnen, verspricht diese Forschungsperspektive weitere Erkenntnisse. Auch bietet es sich an, zum einen weitere Extremfälle anhand von Fallstudienuntersuchungen zu erforschen und gleichzeitig mehrere Fallstudien zu ähnlichen Fällen durchzuführen. Auf diese Weise könnten auch die Propositionen weiterentwickelt werden. Aufgrund der schnell wachsenden Anzahl an Publikationen im Jahr 2021 und des fortlaufenden Trends erscheint es als lohnenswert,

bereits zeitnah erneut eine systematische Literaturanalyse durchzuführen und das Framework damit weiter zu stärken.

Gestaltungsorientierte Forschung: Ein besonderer Mehrwert für Forschung und Praxis wird in der Begleitung der Entwicklung und Einführung KI-basierter Systeme im Bereich Corporate Learning gesehen. Hier bietet sich der Design Based Research Approach an, um das notwendige didaktische und pädagogische Wissen einbringen und gegenseitige Erkenntnisse gewinnen zu können. Die in dieser Arbeit erzielten Ergebnisse und insbesondere das CL&AI-Modell können hierbei als Ausgangspunkt für Gestaltungsprinzipien und zu untersuchende Aspekte herangezogen werden. Die Entwicklung eines Assessment-Instruments für KI-Einführungen im Kontext von Corporate Learning basierend auf den in dieser Forschungsarbeit identifizierten Erfolgsfaktoren könnte etwa eine interessante Weiterentwicklung darstellen.

Wirkungsforschung: Während in dieser Forschungsarbeit die Einführung KI-basierter Systeme untersucht wurde, wurde die Untersuchung der Wirkung solcher Systeme nicht aufgenommen. Auch sonst konnten keine Wirkungsstudien in der wissenschaftlichen Literatur zu KI-basierten Systemen im Kontext von Corporate Learning bis zum Abgabedatum der Forschungsarbeit entdeckt werden. Die Beschreibung konkreter Wirkmechanismen und die Untersuchung, welche Veränderungen und Wirkungen KI-basierte Systeme auf den individuellen Kompetenzentwicklungsprozess haben und wo ihr tatsächlicher pädagogischer Mehrwert liegt, ist nach wie vor ein offenes, aber vielversprechendes Forschungsfeld.

Zukunftsforschung: Der gewählte Forschungsansatz zielte auf die Eruierung und Diskussion KI-basierter Systeme, die zum heutigen Zeitpunkt bereits umsetzbar oder in naher Zukunft denkbar sind. Durch das gewählte Vorgehen liegt der Schwerpunkt tendenziell auf evolutionären und weniger disruptiven Anwendungen sowie Nutzenpotenzialen KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning. Um disruptive Auswirkungen und Extremszenarien gründlicher erfassen zu können und beispielsweise Prozesse des Corporate Learnings gänzlich neu zu denken, erscheint eine Szenarien-Studie als ein weiterer relevanter Schritt für die Erforschung und Erkenntnisgewinnung von und zu KI-basierten Systemen im Bereich Corporate Learning. Ein besonders interessant erscheinendes Thema liegt dabei in der Erkundung möglicher Ökosysteme und der Generierung richtungsweisender Zukunftsvorstellungen eines solchen Ökosystem-Goldstandards zum Zweck der individuellen Kompetenzentwicklung im Kontext von Corporate Learning.

Thematische Erweiterung mit gleichzeitiger Fokussierung: Für eine umfassende Diskussion KI-basierter Systeme im Kontext von Corporate Learning bietet sich die Erweiterung der Betrachtung auf Themengebiete an, die in dieser Forschungsarbeit ausgeklammert wurden. Als besonders interessant erscheint eine Ausweitung auf physische Roboter, Avatare in virtuellen und immersiven Umgebungen sowie Möglichkeiten, die sich durch Augmented und Virtual Reality und das Metaversum ergeben. Neben der thematischen Erweiterung der wissenschaftlichen Diskussion von KI im Bereich Corporate Learning und in der Personalentwicklung liegt ein hohes Erkenntnisinteresse in der Vertiefung der einzelnen Elemente der in dieser Forschungsarbeit erstellten Übersicht. Die Operationalisierung der Task- und Technology-Seite in dieser Forschungsarbeit sowie die Fokussierung auf einzelne der dort in der Breite aufgezeigten Aspekte erscheinen als wertvolle Grundlage für die Auswahl an Vertiefungsschwerpunkten des Themas KI für Corporate Learning. Beispiele für solche Vertiefungen könnten die Fokussierung auf die Untersuchung der Förderung spezifischer Kompetenzen durch KI-basierte Systeme oder einzelner Teile des Corporate-Learning-Prozesses oder Angebotssportfolios sein. Beispielsweise könnte beleuchtet werden, wie KI-basierte Systeme gezielt für den Performance-Support eingesetzt werden könnten oder wie KI-basierte Systeme dabei helfen könnten, Lernkompetenzen zu entwickeln. Als relevantes Forschungsfeld erscheint ferner die gesamte Thematik von Kompetenzmodellen und Skills-Taxonomien, die als Grundgerüst für verschiedene KI-basierte Systeme fungieren. Welche verschiedenen Ansätze existieren? Welche bewähren sich – und was sind Erfolgsfaktoren? Darüber hinaus wurde in dieser Forschungsarbeit die Rolle der Führungskräfte als Personalentwickler*innen ausgeklammert. Auch hier bietet sich ein offenes Untersuchungsfeld in Kombination von Corporate Learning mit KI.

Als abschliessende Bemerkung im Rahmen dieser Forschungsarbeit ist festzuhalten, dass sich zahlreiche Forschungsschwerpunkte, Fragestellungen und Forschungsdesigns zur weiteren Betrachtung von KI in der Personalentwicklungsforschung und speziell auch in Bezug auf Corporate Learning anbieten. Ein grosses Potenzial wird in der Gründung einer eigenen Forschungsdisziplin gesehen, die sich gezielt mit Personalentwicklung und Corporate Learning in Kombination mit KI-basierten Systemen befasst. So könnten der Fokus auf Erwachsene und die Entwicklung sowie das Lernen im Arbeitskontext mit den entsprechenden Spezifika gezielt untersucht und geprägt werden. Diese Dissertation soll hierfür als Grundlage dienen.

Diese Forschungsarbeit wird mit der Hoffnung abgeschlossen, dass das Interesse an diesem spannenden Themengebiet bei möglichst vielen Praktiker*innen und Forschenden geweckt werden konnte und Folgestudien sowie weitere Umsetzungsprojekte entstehen.

Dabei erscheinen eine enge Wissenschafts-Praxis-Kooperation sowie inter-, multi- und transdisziplinäre Forschung als zielführender Weg, um die Schnittstelle zwischen KI und Corporate Learning weiter zu untersuchen und zu prägen.

Literaturverzeichnis

- Abele, D. & D'Onofrio, S. (2020). Artificial Intelligence – The Big Picture. In E. Portmann & S. D'Onofrio (Hrsg.), *Cognitive Computing. Theorie, Technik und Praxis* (Edition Informatik Spektrum, S. 31–66). Wiesbaden: Springer Vieweg.
- Ahmad, K., Qadir, J., Al-Fuqaha, A., Iqbal, W., El-Hassan, A., Benhaddou, D. et al. (2020). Artificial Intelligence in Education: A Panoramic Review. *Pre-Print Version Stand 9.04.2021*, 1–52. <https://doi.org/10.35542/osf.io/zvu2n>
- Ahmed, O. (2018). Artificial Intelligence in HR. *International Journal of Research and Analytical Reviews (IJRAR)*, 5(4), 971-078.
- AI HLEG. (2019a). *A Definition of AI. Main Capabilities and Disciplines* (European Commission, Hrsg.). Brussels: European Commission: European Commission. Zugriff am 09.06.2019.
- AI HLEG. (2019b). *Ethics Guidelines for Trustworthy AI* (European Commission, Hrsg.). Brussels: European Commission. Zugriff am 25.02.2022. Verfügbar unter: <https://ec.europa.eu/futurium/en/ai-alliance-consultation.1.html>
- Akdere, M. & Egan, T. (2020). Transformational leadership and human resource development: Linking employee learning, job satisfaction, and organizational performance. *Human Resource Development Quarterly*, 31(4), 393–421. <https://doi.org/10.1002/hrdq.21404>
- Akreml, L. (2014). Stichprobenziehung in der qualitativen Sozialforschung. In N. Baur & J. Blasius (Hrsg.), *Handbuch Methoden der empirischen Sozialforschung* (S. 265–282). Wiesbaden: Springer VS.
- Alenezi, H. S. & Faisal, M. H. (2020). Utilizing crowdsourcing and machine learning in education: Literature review. *Education and Information Technologies*, 1–16. Verfügbar unter: <https://doi.org/10.1007/s10639-020-10102-w>
- Alhassan, I., Sammon, D. & Daly, M. (2016). Data governance activities: an analysis of the literature. *Journal of Decision Systems*, 25(1), 64–75. <https://doi.org/10.1080/12460125.2016.1187397>
- Anandhavalli, M. & Areej, A. (2020). Deep Learning: The Impact on Future eLearning. *International Journal of Emerging Technologies in Learning*, 15(1), 188–199.
- Anderson, V. (2017). Criteria for Evaluating Qualitative Research. *Human Resource Development Quarterly*, 28(2), 125–133. <https://doi.org/10.1002/hrdq.21282>
- Arnold, R. (2012). Ermöglichungsdidaktik – die notwendige Rahmung einer nachhaltigen Kompetenzreife. *BWP*, (2), 45–48. Zugriff am 06.05.2018. Verfügbar unter: <https://www.bibb.de/veroeffentlichungen/de/bwp/show/6847>

- Arnold, R. (2017). Ermöglichungsdidaktik - Kriterien einer intransitiven Kompetenzförderung. In J. Erpenbeck & W. Sauter (Hrsg.), *Handbuch Kompetenzentwicklung im Netz: Bausteine einer neuen Lernwelt* (S. 93–114). Stuttgart: Schäffer-Poeschel Verlag.
- Arnold, R. (2018). *Das kompetente Unternehmen*. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-21605-4>
- Augier, M. & Mola, L. (2016). Reshaping Organizations with Social Networks and Collaboration. In F. D'Ascenzo, M. Magni, A. Lazazzara & S. Za (Hrsg.), *Blurring the Boundaries Through Digital Innovation. Individual, Organizational, and Societal Challenges* (Lecture Notes in Information Systems and Organisation 19, S. 9–20). Cham Springer International Publishing. Zugriff am 01.10.2017.
- Bäcker, D., Meier, C. & Seufert, S. (2018). Was digitale Transformation für die PE bedeutet. *Wirtschaft+Weiterbildung*, 30, 22–25.
- Baker, R. (2016). Stupid Tutoring Systems. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 26(2), 600–614. <https://doi.org/10.1007/s40593-016-0105-0>
- Baker, T. & Smith, L. (2019). *Educ-AI-tion Rebooted? Exploring the future of artificial intelligence in schools and colleges*. Nesta Foundation. Zugriff am 25.03.2020. Verfügbar unter: https://media.nesta.org.uk/documents/Future_of_AI_and_education_v5_WEB.pdf
- Bankins, S. (2021). The ethical use of artificial intelligence in human resource management: a decision-making framework. *Ethics and Information Technology*, 23(4), 841–854. <https://doi.org/10.1007/s10676-021-09619-6>
- Banton, C. & Banton, C. L. (2019). Advancing Technologies in Human Resource Development (HRD). In P. Gordon & J. Overbey (Hrsg.), *Advances in the Technology of Managing People: Contemporary Issues in Business* (S. 25–36). Bingley: Emerald Publishing Ltd. <https://doi.org/10.1108/978-1-78973-073-920191003>
- Barney, M. & Madigan, J. (2018). *Coach Everyone. How to Beat the Competition when Technology Changes Who, When and How to Coach*. Vacaville: LeaderAmp.
- Barney, M. & Madigan, J. (2019). *Rethinking Coaching and Emotions with New Artificial Intelligence*. Vacaville: LeaderAmp.
- Barney, M., Madigan, J., Goparaju, S. & Goebel, A. (2020). *Leading Coaching Through Crises. How the World's Best Companies are Turning to Tech-Powered Coaching as a Candle in the Dark*. Vacaville: LeaderAmp.
- Barney, M., Madigan, J., Riley, B. & Goebel, A. (2019). *A New High-Tech Paradigm for Measurement in Coaching. Beyond the toys, trinkets, and trash that litter our profession*. Vacaville: LeaderAmp.

- Basham, R. (2019). Artificial Intelligence in Health, Human Service Delivery and Education: A Brief Conceptual Overview. *Journal of Health Science*, 7, 73–78.
- Becker, F. (1993). Explorative Forschung mittels Bezugsrahmen - ein Beitrag zur Methodologie des Entdeckungszusammenhangs. *Zeitschrift für Personalforschung*, 111–127. Zugriff am 09.06.2019. Verfügbar unter: <https://www.jstor.org/stable/41851269>
- Becker, M. (2008). Die neue Rolle der Personalentwicklung. In N. Thom & R. J. Zaugg (Hrsg.), *Moderne Personalentwicklung. Mitarbeiterpotenziale erkennen, entwickeln und fördern* (3., aktualisierte Auflage, S. 41–64). Wiesbaden: Gabler.
- Becker, M. (2013). *Personalentwicklung. Bildung, Förderung und Organisationsentwicklung in Theorie und Praxis* (6. Aufl.). Stuttgart: Schäffer Poeschel.
- Bedenlier, S., Bond, M., Buntins, K., Zawacki-Richter, O. & Kerres, M. (2020). Learning by Doing? Reflections on Conducting a Systematic Review in the Field of Educational Technology. In O. Zawacki-Richter, M. Kerres, S. Bedenlier, M. Bond & K. Buntins (Hrsg.), *Systematic Reviews in Educational Research* (S. 111–128). Wiesbaden: Springer.
- Benbya, H., Davenport, T. H. & Pachidi, S. (2020). Special Issue Editorial: Artificial Intelligence in Organizations: Current State and Future Opportunities. *MIS Quarterly Executive MIS Quarterly Executive*, 19(4), ix–xxi.
- Bendel, O. (2003). *Pädagogische Agenten im Corporate E-Learning*. Dissertation. Universität St.Gallen, St.Gallen. https://doi.org/10.1007/978-3-322-82377-9_8
- Bennett, N. & Lemoine, G. J. (2014). What a difference a word makes: Understanding threats to performance in a VUCA world. *Business Horizons*, 57(3), 311–317. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2014.01.001>
- Benson, A. D., Johnson, S. D. & Kuchinke, K. P. (2002). The Use of Technology in the Digital Workplace: A Framework for Human Resource Development. *Advances in Developing Human Resources*, 4(4), 392–404. <https://doi.org/10.1177/152342202237518>
- Bergold, J. & Thomas, S. (2012). Partizipative Forschungsmethoden: Ein methodischer Ansatz in Bewegung. *Forum: Qualitative Social Research*, 13(1), 1–33.
- Bersin, J. (2018). *AI In HR: A Real Killer App*. Zugriff am 30.06.2019. Verfügbar unter: <https://www.forbes.com/sites/joshbersin/2018/06/18/ai-in-hr-a-real-killer-app/amp/>
- Bersin, J. (2021). *HR Technology 2021: The Definitive Guide*. Zugriff am 17.03.2021. Verfügbar unter: <https://joshbersin.com/hr-technology-2021-a-definitive-guide/>

- Bhatnagar, S., Alexandrova, A., Avin, S., Cave, S., Cheke, L., Crosby, M. et al. (2018). Mapping Intelligence: Requirements and Possibilities. In V. C. Müller (Hrsg.), *Philosophy and Theory of Artificial Intelligence 2017* (Bd. 44, S. 117–135). Cham: Springer International Publishing.
- Bitkom. (2018). *Digitalisierung gestalten mit dem Periodensystem der Künstlichen Intelligenz. Ein Navigationssystem für Entscheider*. Berlin: Bundesverband Informatikwirtschaft, Telekommunikation und neue Medien e. V. Zugriff am 25.11.2021. Verfügbar unter: https://www.bitkom.org/sites/default/files/2018-12/181204_LF_Periodensystem_online_0.pdf
- Bittner, E. A. C., Oeste-Reiß, S., Ebel, P. A. & Söllner, M. (2019). Mensch-Maschine-Kollaboration: Grundlagen, Gestaltungsherausforderungen und Potenziale für verschiedene Anwendungsdomänen. *HMD Praxis der Wirtschaftsinformatik*, 56(1), 34–49. <https://doi.org/10.1365/s40702-018-00487-1>
- Bogner, A., Littig, B. & Menz, W. (2014). *Interviews mit Experten. Eine praxisorientierte Einführung*. Wiesbaden: Springer Fachmedien. <https://doi.org/10.1007/978-3-531-19416-5>
- Bondarouk, T., Parry, E. & Furtmueller, E. (2017). Electronic HRM: four decades of research on adoption and consequences. *The International Journal of Human Resource Management*, 28(1), 98–131. <https://doi.org/10.1080/09585192.2016.1245672>
- Bostrom, R. P. & Heinen, J. S. (1977). MIS Problems and Failures: A Socio-Technical Perspective. Part I: The Causes. *MIS QUARTERLY*, 1(3), 17–32. <https://doi.org/10.2307/248710>
- Breuer, R. P. G. (2016). *Serious Games im Hochwasserrisikomanagement*. Dissertation. Rheinisch-Westfälischen Technischen Hochschule Aachen, Aachen.
- Brown, M., McCormack, M., Reeves, J., Brooks, D. C., Grajek, S., Alexander, w. B. et al. (2020). *2020 EDUCAUSE Horizon Report. Teaching and Learning Edition*. Louisville CO: Educause. Zugriff am 17.05.2020. Verfügbar unter: https://library.educause.edu/-/media/files/library/2020/3/2020_horizon_report_pdf.pdf?la=en&hash=08A92C17998E8113BCB15DCA7BA1F467F303BA80
- Bruch, H. & Block, C. (2017). *Top Management zwischen Digitalisierung und Arbeitswelt 4.0. Leadership-, HRM- und Kommunikationsstrategien bei Schweizer Unternehmen*, Universität St.Gallen. Zugriff am 14.01.2018. Verfügbar unter: https://www.alexandria.unisg.ch/253026/1/HSG_Studie_NewWork_010617.pdf
- Bruch, H., Lohmann, T., Szlang, J. & Heissenberg, G. (2019). *People-Management 2025. Zwischen Kultur- und Technologieumbrüchen*. PricewaterhouseCoopers

- GmbH. Zugriff am 27.06.2019. Verfügbar unter: <https://ifpm.unisg.ch/de/ueber-uns/aktuell/ifpm-news/2019/hr-management>
- Brynjolfsson, E. & McAfee, A. (2014). *The second machine age. work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*. New York: Norton.
- Brynjolfsson, E. & Mitchell, T. (2017a). *Supplementary Materials for: What can machine learning do? Workforce implications*. Accessed 24.02.2021. Retrieved from www.sciencemag.org/content/358/6370/1530/suppl/DC1
- Brynjolfsson, E. & Mitchell, T. (2017b). What can machine learning do? Workforce implications. *Science*, 358(6370), 1530–1534.
- Bughin, J., Hazan, E., Lund, S., Dahlström, P., Wiesinger, A. & Subramaniam, A. (2018). *Skill Shift. Automation and the Future of the Workforce* (McKinsey Global Institute, Hrsg.) (Discussion Paper). McKinsey & Company. Zugriff am 06.07.2019. Verfügbar unter: <https://www.mckinsey.com/~media/McKinsey/Featured%20Insights/Future%20of%20Organizations/Skill%20shift%20Automation%20and%20the%20future%20of%20the%20workforce/MGI-Skill-Shift-Automation-and-future-of-the-workforce-May-2018.ashx>
- Bundesrat. (2020). *Leitlinien «Künstliche Intelligenz» für den Bund. Orientierungsrahmen für den Umgang mit künstlicher Intelligenz in der Bundesverwaltung* (Schweizerische Eidgenossenschaft, Hrsg.). Bern. Zugriff am 12.02.2021. Verfügbar unter: <https://www.sbf.admin.ch/sbf/de/home/bfi-politik/bfi-2021-2024/transversale-themen/digitalisierung-bfi/kuenstliche-intelligenz.html>
- Bünnagel, W. (2013). *Selbstorganisiertes Lernen im Unternehmen*. Wiesbaden: Springer Gabler. <https://doi.org/10.1007/978-3-8349-4264-7>
- Burchert, J. & Grobe, R. (2017). Herausforderungen bei der Implementierung digital gestützter beruflicher Weiterbildung. Sicht von WeiterbildnerInnen und BildungsmanagerInnen auf Strukturen, kulturelle Praktiken und Agency. *Magazin erwachsenenbildung.at*, 30, 1–9. Zugriff am 11.05.2018.
- Burmeister, K., Fink, A., Mayer, C., Schiel, A. & Schulz-Montag, B. (2019). *Szenario-Report: KI-basierte Arbeitswelten 2030* (Fraunhofer IAO, Hrsg.). Stuttgart: Fraunhofer Verlag. Zugriff am 28.03.2020. Verfügbar unter: <http://publica.fraunhofer.de/documents/N-562084.html>
- Buxmann, P. & Schmidt, H. (2019). Grundlagen der Künstlichen Intelligenz und des Maschinellen Lernens. In P. Buxmann & H. Schmidt (Hrsg.), *Künstliche Intelligenz. Mit Algorithmen zum wirtschaftlichen Erfolg* (S. 3–20). Berlin, Heidelberg: Springer.

- Carmel, R. G. & Paul, M. W. (2015). Mentoring and coaching in academia: Reflections on a mentoring/coaching relationship. *Policy Futures in Education*, 13(4), 479–491. <https://doi.org/10.1177/1478210315578562>
- Chen, X., Xie, H., Di Zou & Hwang, G.-J. (2020). Application and theory gaps during the rise of Artificial Intelligence in Education. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 1(1), 1–20. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2020.100002>
- Cheng, E. W. & Hampson, I. (2008). Transfer of training: A review and new insights. *International Journal of Management Reviews*, 10(4), 327–341. <https://doi.org/10.1111/j.1468-2370.2007.00230.x>
- Ciolacu, M. I., Binder, L. & Popp, H. (2019). Enabling IoT in Education 4.0 with Bio-Sensors from Wearables and Artificial Intelligence. In *2019 IEEE 25th International Symposium for Design and Technology in Electronic Packaging (SIITME)* (S. 17–24).
- Clay, C. (Sciencing, Hrsg.). (2018). *Difference Between Proposition & Hypothesis*. Zugriff am 28.12.2021. Verfügbar unter: <https://sciencing.com/difference-between-proposition-hypothesis-12749814.html>
- CoachNet Website. (2021a). *About CoachNet*. Zugriff am 24.10.2021. Verfügbar unter: <https://coachnet.org/about/>
- CoachNet Website. (2021b). *Be Coached*. Zugriff am 24.10.2021. Verfügbar unter: <https://coachnet.org/>
- CoachNet Website. (2021c). *CoachNet's Vision for Coaching*. Zugriff am 24.10.2021. Verfügbar unter: <https://coachnet.org/vision/>
- Colombo, M., Portmann, E. & Kaufmann, P. (2020). Artificial Intelligence – The Mindfire Foundation and Other Initiatives. In E. Portmann & S. D'Onofrio (Hrsg.), *Cognitive Computing. Theorie, Technik und Praxis* (Edition Informatik Spektrum, S. 67–88). Wiesbaden: Springer Vieweg.
- Cope, B., Kalantzis, M. & Sears, D. (2020). Artificial intelligence for education: Knowledge and its assessment in AI-enabled learning ecologies. *Educational Philosophy and Theory*, 53(1), 1–17.
- Corporate Learning Community. (2017). *Lernen in Organisationen im digitalen Zeitalter*. Zugriff am 03.01.2018. Verfügbar unter: <https://media.cogneon.de/index.php/s/tyD7PwV7d7XPBvX#pdfviewer>
- Daniel, B. K. (2019). Big Data and data science: A critical review of issues for educational research. *British Journal of Educational Technology*, 50(1), 101–113. <https://doi.org/10.1111/bjet.12595>

- Dastugue, V. (2018). *Etude des projets à mener V6* (internal and confidential document). Paris: IFCAM.
- Daugherty, P. R. & Wilson, J. H. (2018). *Human + Machine : Reimagining Work in the Age of AI* (eBook). Boston, Massachusetts: Harvard Business Review Press.
- Davenport, T. H. & Kirby, J. (2016). *Only Humans Need Apply : Winners and Losers in the Age of Smart Machines*. New York: Harper Business.
- De Witt, C., Rampelt, F., Pinkwart, N. (Hrsg.). (2021). *Künstliche Intelligenz in der Hochschulbildung* (White Paper). Berlin: KI-Campus.
<https://doi.org/10.5281/zenodo.4063722>
- Dellermann, D., Ebel, P., Söllner, M. & Leimeister, J. M. (2019). Hybrid Intelligence. *Business & Information Systems Engineering*, 61(5), 637–643.
<https://doi.org/10.1007/s12599-019-00595-2>
- Dempster, F. N. (1989). Spacing effects and their implications for theory and practice. *Educational Psychology Review*, 1(4), 309–330.
<https://doi.org/10.1007/BF01320097>
- Dengler, K. & Matthes, B. (2018). Substituierbarkeitspotenziale von Berufen: Wenige Berufsbilder halten mit der Digitalisierung Schritt. *IAB-Kurzbericht*, (4), 1–12. Institut für Arbeitsmarkt- und Berufsforschung, Nürnberg.
- DFKI & Bitkom. (2017). *Künstliche Intelligenz. Wirtschaftliche Bedeutung, gesellschaftliche Herausforderungen, menschliche Verantwortung*. Berlin: Bitkom. Zugriff am 09.06.2019. Verfügbar unter: https://www.dfki.de/fileadmin/user_upload/import/9744_171012-KI-Gipfelpapier-online.pdf
- Dhawan, S. & Batra, G. (2021). Artificial Intelligence in Higher Education: Promises, Perils, and Perspective. *Expanding Knowledge Horizon (OJAS)*, (July - Dec 2020), 11–22.
- Diesner, I. (2008). *Bildungsmanagement in Unternehmen. Konzeptualisierung einer Theorie auf der normativen und strategischen Ebene* (Gabler Edition Wissenschaft). Dissertation. Wiesbaden: Gabler.
- Dillenbourg, P. (2016). The Evolution of Research on Digital Education. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 26(2), 544–560.
<https://doi.org/10.1007/s40593-016-0106-z>
- Döbel, I., Leis, M., Molina Vogelsang, M., Neustroev, D., Petzka, H., Rüping, S. et al. (2018). *Maschinelles Lernen - Kompetenzen, Anwendungen und Forschungsbedarf*. Fraunhofer-Gesellschaft. Zugriff am 10.02.2019. Verfügbar unter: https://www.bigdata.fraunhofer.de/content/dam/bigdata/de/documents/Publicationen/BMBF_Fraunhofer_ML-Ergebnisbericht_Gesamt.pdf

- Dohmen, G. (2001). *Das informelle Lernen. Die internationale Erschließung einer bisher vernachlässigten Grundform menschlichen Lernens für das lebenslange Lernen aller* (Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF), Hrsg.). Berlin: Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF). Zugriff am 25.02.2018. Verfügbar unter: http://www.werkstatt-frankfurt.de/fileadmin/Frankfurter_Weg/Fachtagung/BMBF_Das_informelle_Lernen.pdf
- Domoscio. (2013). *Implementing Domoscio Hub at IFCAM. Business Case* (internal document). Paris.
- Domoscio. (2020a). *Defining adaptive learning. Behind the Scenes* (White Paper). Paris. Zugriff am 17.08.2021. Verfügbar unter: <https://domoscio.com/en/white-papers/>
- Domoscio. (2020b). *Integrating adaptive learning. A technical approach* (White Paper). Paris. Zugriff am 17.08.2021. Verfügbar unter: <https://domoscio.com/en/white-papers/>
- Domoscio Video. (2020). *Smart Data for learning - Domoscio*. Zugriff am 09.10.2021. Verfügbar unter: <https://www.youtube.com/watch?v=3LygEeV-NhQ>
- Domoscio Video. (2021). *Domoscio x Engie - Salon SRH 2021*. Zugriff am 29.09.2021. Verfügbar unter: <https://www.youtube.com/watch?v=Iy8l48CZWNo>
- Domoscio Website. (2020). *IFCAM. Individualized learning path on regulatory compliance certified by a diploma*. Zugriff am 18.08.2021. Verfügbar unter: <https://domoscio.com/en/client/ifcam-2/>
- Domoscio Website. (2021a). *Business cases. Smart Data and Artificial Intelligence to meet our clients' challenges*. Zugriff am 09.10.2021. Verfügbar unter: <https://domoscio.com/en/business-cases/>
- Domoscio Website. (2021b). *Domoscio HUB*. Zugriff am 03.11.2021. Verfügbar unter: <https://domoscio.com/en/products/domoscio-hub/>
- Domoscio Website. (2021c). *Domoscio LOCK*. Zugriff am 03.11.2021. Verfügbar unter: <https://domoscio.com/en/products/domoscio-lock/>
- Domoscio Website. (2021d). *Methodology. Managing transformation to implement Domoscio on a large scale*. Zugriff am 09.10.2021. Verfügbar unter: <https://domoscio.com/en/methodology/>
- Domoscio Website. (2021e). *Vision. The transformation of learning according to Domoscio*. Zugriff am 09.10.2021. Verfügbar unter: <https://domoscio.com/en/vision/>
- Döring, B., Döring, T., Giesler, W., Harmgardt, W., Kühn, R., Lange, A. W. et al. (2007). *Allgemeine BWL. Betriebswirtschaftliches Wissen für kaufmännische Berufe – Schritt für Schritt* (2. Aufl.). Wiesbaden: Gabler. <https://doi.org/10.1007/978-3-8349-9168-3>

- Dremel, C. (2019). *Understanding the Organizational Implications of Big Data Analytics in the Automotive Industry*. Dissertation. Universität St.Gallen, St.Gallen.
- Du Boulay, B. (2019). Escape from the Skinner Box: The case for contemporary intelligent learning environments. *British Journal of Educational Technology*, 50(6), 2902–2919. <https://doi.org/10.1111/bjet.12860>
- Du Boulay, B. (2022). Artificial Intelligence in Education and Ethics. In O. Zawacki-Richter & I. Jung (Hrsg.), *Handbook of Open, Distance and Digital Education* (S. 1–16). Springer.
- Duggan, J., Sherman, U., Carbery, R. & McDonnell, A. (2020). Algorithmic management and app-work in the gig economy: A research agenda for employment relations and HRM. *Human Resource Management Journal*, 30(1), 114–132. <https://doi.org/10.1111/1748-8583.12258>
- Dukino, C., Kötter, F., Müller, T., Renner, T. & Zaiser, H. (2020). *Künstliche Intelligenz anwenden - Einsatzmöglichkeiten und Methoden. Reihe Automatisierung und Unterstützung in der Sachbearbeitung mit Künstlicher Intelligenz* (Band 2). Stuttgart: Fraunhofer Verlag.
- EFMD. (2017). *Digital Age Learning. EFMD Special Interest Group Report*. Zugriff am 30.03.2020. Verfügbar unter: <https://efmdglobal.org/learning-networking/special-interest-groups/digital-age-learning/>
- Eisenhardt, K. M. (1989). Building Theories from Case Study Research. *The Academy of Management Review*, 14(4), 532–550.
- Eisenhardt, K. M. & Graebner, M. E. (2007). Theory Building from Cases: Opportunities and Challenges. *ACADEMY OF MANAGEMENT JOURNAL*, 50(1), 25–32.
- Elshan, E., Zierau, N., Engel, C., Janson, A. & Leimeister, J. M. (2022). Understanding the Design Elements Affecting User Acceptance of Intelligent Agents: Past, Present and Future. *Information Systems Frontiers*, 1–32. <https://doi.org/10.1007/s10796-021-10230-9>
- Engelbart, D. (1962). *Augmenting Human Intellect: A Conceptual Framework*. Zugriff am 27.02.2021. Verfügbar unter: https://web.stanford.edu/dept/SUL/library/extra4/sloan/mousesite/EngelbartPapers/B5_F18_ConceptFrameworkInd.html
- Engeström, Y. & Sannino, A. (2010). Studies of expansive learning: Foundations, findings and future challenges. *Educational Research Review*, 5(1), 1–24. <https://doi.org/10.1016/j.edurev.2009.12.002>

- Erpenbeck, J. & Sauter, W. (2013). *So werden wir lernen! Kompetenzentwicklung in einer Welt fühlender Computer, kluger Wolken und sinnsuchender Netze*. Berlin: Springer Gabler.
- Erpenbeck, J. & Sauter, W. (2015). *Kompetenzentwicklung mit humanoiden Computern*. Wiesbaden: Springer Fachmedien. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-09935-0>
- Erpenbeck, J. & Sauter, W. (2017). Kompetenzentwicklung im Netz. Bausteine einer neuen Bildungswelt. In J. Erpenbeck & W. Sauter (Hrsg.), *Handbuch Kompetenzentwicklung im Netz: Bausteine einer neuen Lernwelt* (S. 1–39). Stuttgart: Schäffer-Poeschel Verlag.
- Erpenbeck, J. & Sauter, W. (2021). *Future Learning und New Work. Das Praxisbuch für gezieltes Werte- und Kompetenzmanagement* (Pre-print version, erhalten im Juni 2021). Freiburg: HAUFE.
- Erpenbeck, J., Sauter, S. & Sauter, W. (2015). *E-Learning und Blended Learning*. Wiesbaden: Springer Fachmedien. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-10175-6>
- Ethikbeirat HR Tech. (2019). *Richtlinien für den verantwortungsvollen Einsatz von Künstlicher Intelligenz und weiteren digitalen Technologien in der Personalarbeit. Konsultationsfassung 24.06.2019*. Zugriff am 30.06.2019. Verfügbar unter: https://www.ethikbeirat-hrtech.de/wp-content/uploads/2019/06/Ethikbeirat_und_Richtlinien_Konsultationsfassung_final.pdf
- Ethikbeirat HR Tech. (2020). *Richtlinien für den verantwortungsvollen Einsatz von Künstlicher Intelligenz und weiteren digitalen Technologien in der Personalarbeit*. Zugriff am 26.03.2021. Verfügbar unter: https://www.ethikbeirat-hrtech.de/wp-content/uploads/2020/03/Richtlinien_Download_deutsch_final.pdf
- Euler, D. (1997). *Didaktik einer sozio-informationstechnischen Bildung*. Dieter Euler (2., unveränderte Aufl.). Köln: Botermann und Botermann.
- Euler, D. & Hahn, A. (2014). *Wirtschaftsdidaktik* (3. Aufl.). Bern: Haupt.
- Fäckeler, S. (2015). *Ganzheitliche Personalentwicklung – Eine Analyse wissenschaftlicher und subjektiver Theorien über Personalentwicklungsarbeit*. Dissertation. Universität St.Gallen, St.Gallen. Zugriff am 22.09.2017.
- Fandel-Meyer, T. & Seufert, S. (2013). Führungskräfte als Personalentwickler: Kleine Schritte oder grosser Sprung? In S. Seufert & C. Metzger (Hrsg.), *Kompetenzentwicklung in unterschiedlichen Lernkulturen. Festschrift für Dieter Euler zum 60. Geburtstag* (S. 443–464). Paderborn: Eusl.
- Feess, E. & Maier, G. W. (2018). *Was ist Kognition?*, Gabler Wirtschaftslexikon. Zugriff am 24.03.2021. Verfügbar unter: <https://wirtschaftslexikon.gabler.de/definition/kognition-40732/version-264110>

- Fisch, C. & Block, J. (2018). Six tips for your (systematic) literature review in business and management research. *Management Review Quarterly*, 68(2), 103–106. <https://doi.org/10.1007/s11301-018-0142-x>
- Fischer, H. (2013). *E-Learning im Lehralltag. Analyse der Adoption von E-Learning-Innovationen in der Hochschullehre*. Dissertation. Wiesbaden: Springer Fachmedien. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-02182-5>
- Flick, U. (2005). Standards, Kriterien, Strategien: zur Diskussion über Qualität qualitativer Sozialforschung. *Zeitschrift für qualitative Bildungs-, Beratungs- und Sozialforschung*, 6(2), 191–210.
- Flick, U. (2009). *Qualitative Sozialforschung. Eine Einführung* (2. Aufl.). Hamburg: Rowohlt.
- Flick, U. (2014). Gütekriterien qualitativer Sozialforschung. In N. Baur & J. Blasius (Hrsg.), *Handbuch Methoden der empirischen Sozialforschung* (S. 411–424). Wiesbaden: Springer VS.
- Foelsing, J. & Schmitz, A. (Hrsg.). (2021). *New Work braucht New Learning*. Wiesbaden: Springer Fachmedien. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-32758-3>
- Freigang, S. (2021). *Das Internet der Dinge für Bildung nutzbar machen*. Dissertation. Wiesbaden: Springer Fachmedien. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-32906-8>
- French, C. (2020). *Human + Machine. Fusion Skills*. Zugriff am 10.08.2021. Verfügbar unter: <https://medium.com/swlh/human-machine-3b9c535bc6c8#c4a3>
- Frey, C. B. & Osborne, M. A. (2017). The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? *Technological Forecasting and Social Change*, 114, 254–280. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2016.08.019>
- Fuller, G. & Cassarino, C. (2020). *The Journey of Learning - Connecting continuous learning to the rapid pace of change as the workplace accelerates. IBM Presentation*. Zugriff am 14.05.2022. Verfügbar unter: <https://www.ibm.com/downloads/cas/OL29RZN8>
- Fuller, R. M. & Dennis, A. R. (2009). Does Fit Matter? The Impact of Task-Technology Fit and Appropriation on Team Performance in Repeated Tasks. *Information Systems Research*, 20(1), 2–17. <https://doi.org/10.1287/isre.1070.0167>
- Furneaux, B. (2012). Task-Technology Fit Theory: A Survey and Synopsis of the Literature. In Y. K. Dwivedi, M. R. Wade & S. L. Schneberger (Hrsg.), *Information Systems Theory. Explaining and Predicting Our Digital Society* (Integrated Series in Information Systems, Bd. 28, S. 87–106). New York: Springer.

- Gabler Wirtschaftslexikon. (k. A.a). *Definition: Was ist "Künstliche Intelligenz (KI)"?*
Zugriff am 16.03.2021. Verfügbar unter: <https://wirtschaftslexikon.gabler.de/definition/kuenstliche-intelligenz-ki-40285>
- Gabler Wirtschaftslexikon. (k. A.b). *IT*. Zugriff am 19.03.2021. Verfügbar unter:
<https://wirtschaftslexikon.gabler.de/definition/it-38583>
- Garavan, T. N., Heneghan, S., O'Brien, F., Gubbins, C., Lai, Y., Carbery, R. et al. (2019). L&D professionals in organisations: much ambition, unfilled promise. *European Journal of Training and Development*, 44(1), 1–84.
<https://doi.org/10.1108/EJTD-09-2019-0166>
- Garavan, T. N., Morley, M., Gunnigle, P. & McGuire, D. (2002). Human resource development and workplace learning: emerging theoretical perspectives and organisational practices. *Journal of European Industrial Training*, 26(2/3/4), 60–71.
<https://doi.org/10.1108/03090590210428133>
- Gassmann, O. (1999). Praxisnähe mit Fallstudienforschung. Nutzen für das Technologiemanagement ist gegeben. *Wissenschaftsmanagement*, 5(3), 11–16.
- Gassmann, O. & Sutter, P. (Hrsg.). (2019). *Digitale Transformation gestalten. Geschäftsmodelle Erfolgsfaktoren Checklisten* (2. Aufl.). München: Carl Hanser.
- Giacumo, L. A. & Breman, J. (2016). Emerging Evidence on the Use of Big Data and Analytics in Workplace Learning. A Systematic Literature Review. *The Quarterly Review of Distance Education*, 17(4), 21–38.
- Gläser, J. & Laudel, G. (2010). *Experteninterviews und qualitative Inhaltsanalyse als Instrumente rekonstruierender Untersuchungen* (4. Aufl.). Wiesbaden: VS.
- Goodhue, D. L. & Thompson, R. L. (1995). Task-Technology Fit and Individual Performance. *MIS QUARTERLY*, 19(2), 213–236.
- Graf, N. (2014). Einleitung Personalentwicklung. In N. Graf (Hrsg.), *Innovationen im Personalmanagement. Die spannendsten Entwicklungen aus der HR-Szene und ihr Nutzen für Unternehmen* (189-198). Wiesbaden: Springer Fachmedien.
- Graf, N., Gramss, D. & Edelkraut, F. (2017). *Agiles Lernen. Neue Rollen, Kompetenzen und Methoden im Unternehmenskontext*. Freiburg: Haufe Lexware.
- Grassmann, C. & Schermuly, C. C. (2021). Coaching With Artificial Intelligence: Concepts and Capabilities. *Human Resource Development Review*, 20(1), 106–126.
<https://doi.org/10.1177/1534484320982891>
- Greller, W. & Drachsler, H. (2012). Translating Learning into Numbers: A Generic Framework for Learning Analytics. *Educational Technology & Society*, 15(3), 42–57.

- Gross, M. (2021). Yes, AI Can: The Artificial Intelligence Gold Rush Between Optimistic HR Software Providers, Skeptical HR Managers, and Corporate Ethical Virtues. In S. H. Vieweg (Hrsg.), *AI for the Good* (S. 191–226). Cham: Springer International Publishing.
- Grossman, R. & Salas, E. (2011). The transfer of training: what really matters. *International Journal of Training and Development*, 15(2), 103–120. Verfügbar unter: <https://doi.org/10.1111/j.1468-2419.2011.00373.x>
- Grotenhermen, J.-J., Oldeweme, A., Bruckes, M. & Uhlenberg, L. (2020). Künstliche Intelligenz im Personalwesen - Eine Studie zur Akzeptanz von Entscheidungen intelligenter Systeme. *ZFO Zeitschrift für Führung und Organisation*, 89(1), 4–9.
- Groupe Crédit Agricole Website. (2021). *Notre Groupe*. Zugriff am 09.10.2021. Verfügbar unter: <https://groupecreditagricole.jobs/fr/notre-groupe/nous-connaitre/>
- Gürtler, O. (2019). Künstliche Intelligenz als Weg zur wahren digitalen Transformation. In P. Buxmann & H. Schmidt (Hrsg.), *Künstliche Intelligenz. Mit Algorithmen zum wirtschaftlichen Erfolg* (S. 95–106). Berlin, Heidelberg: Springer.
- Hackl, B., Wagner, M., Attmer, L. & Baumann, D. (Hrsg.). (2017). *New Work. Auf dem Weg zur neuen Arbeitswelt*. Wiesbaden: Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-16266-5>
- Häfner, N., Burkhard, B., Bettis, R., Piezunka, H., Posen, E. H., Puranam, P. et al. (2020). *The Nexus Between Artificial Intelligence and the Behavioral Theory of the Firm. Panel Symposium*. Vancouver, British Columbia: AOM Academy of Management. Zugriff am 12.03.2021. Verfügbar unter: <https://www.alexandria.unisg.ch/260216/>
- Häfner, N. & Morf, P. (2019). Management von AI-Initiativen in Unternehmen. In O. Gassmann & P. Sutter (Hrsg.), *Digitale Transformation gestalten. Geschäftsmodelle Erfolgsfaktoren Checklisten* (2. Aufl., S. 43–57). München: Carl Hanser.
- Hagendorff, T. (2020). The Ethics of AI Ethics: An Evaluation of Guidelines. *Minds and Machines*, 30(1), 99–120. <https://doi.org/10.1007/s11023-020-09517-8>
- Han, S. J. & Stieha, V. (2020). Growth Mindset for Human Resource Development: A Scoping Review of the Literature with Recommended Interventions. *Human Resource Development Review*, 19(3), 309–331. <https://doi.org/10.1177/1534484320939739>
- Harrison, P., Nichol, L. & Gold, J. (2020). Redefining HRD Roles and Practice in the Machine Learning Revolution. In M. Loon, J. Stewart & S. Nachmias (Hrsg.), *The Future of HRD, Volume I* (S. 143–166). Cham: Springer International Publishing.

- Hart, J. (2019). *Modern Workplace Learning 2019. A Framework for Continuous Improvement, Learning & Development at Work* (V6). Zugriff am 27.06.2019. Verfügbar unter: <https://www.modernworkplacelearning.com/cild/pdf/>
- Hart, J. (2020). *Modern Workplace Learning 2020. How to build a continuous learning culture* (v8). London: Centre for Learning & Performance Technologies.
- Healy, J., Nicholson, D. & Pekarek, A. (2017). Should we take the gig economy seriously? *Labour & Industry: a journal of the social and economic relations of work*, 27(3), 232–248. <https://doi.org/10.1080/10301763.2017.1377048>
- Hecker, D., Döbel, I., Petersen, U., Rauschert, A., Schmitz, V. & Voss, A. (2017). *Zukunftsmarkt Künstliche Intelligenz. Potenziale und Anwendungen*. Sankt Augustin: Fraunhofer-Allianz Big Data. Zugriff am 10.07.2019. Verfügbar unter: https://www.bigdata.fraunhofer.de/content/dam/bigdata/de/documents/Publikationen/KI-Potenzialanalyse_2017.pdf
- Heinen, N., Heuer, A. & Schautschick, P. (2017). Künstliche Intelligenz und der Faktor Arbeit. *Wirtschaftsdienst*, 97(10), 714–720. <https://doi.org/10.1007/s10273-017-2203-5>
- Helfferich, C. (2014). Leitfaden- und Experteninterviews. In N. Baur & J. Blasius (Hrsg.), *Handbuch Methoden der empirischen Sozialforschung* (S. 559–574). Wiesbaden: Springer VS.
- Hildesheim, W. & Michelsen, D. (2019). Künstliche Intelligenz im Jahr 2018 – Aktueller Stand von branchenübergreifenden KI-Lösungen: Was ist möglich? Was nicht? Beispiele und Empfehlungen. In P. Buxmann & H. Schmidt (Hrsg.), *Künstliche Intelligenz. Mit Algorithmen zum wirtschaftlichen Erfolg* (S. 119–142). Berlin, Heidelberg: Springer.
- Höher, F. (2015). Was kann Coaching von Mentoring lernen? *Coaching | Theorie & Praxis*, 1(1), 37–41. <https://doi.org/10.1365/s40896-015-0006-5>
- Holmes, W., Bialik, M. & Fadel, C. (2019). *Artificial Intelligence In Education Promises and Implications for Teaching and Learning*. Excerpt. Center for Curriculum Redesign. Zugriff am 02.08.2021. Verfügbar unter: <https://curriculumredesign.org/wp-content/uploads/AIED-Book-Excerpt-CCR.pdf>
- Hrastinski, S., Olofsson, A. D., Arkenback, C., Ekström, S., Ericsson, E., Fransson, G. et al. (2019). Critical Imaginaries and Reflections on Artificial Intelligence and Robots in Postdigital K-12 Education. *Postdigital Science and Education*, 1(2), 427–445.
- IBM. (2017a). *IBM's Your Learning and Watson—Together a game changer in learning*. IBM Corporate Learning. IBM Learning - Digital Press White Paper Series.

- Zugriff am 05.05.2021. Verfügbar unter: <https://www.ibm.com/downloads/cas/G8DVQ9MB>
- IBM. (2017b). *Reinventing Corporate Learning with a Digital Marketplace Strategy. IBM Corporate Learning*. IBM Corporate Learning White Paper. Zugriff am 05.05.2021. Verfügbar unter: <https://www.ibm.com/downloads/cas/WZRMWG2D>
- IBM. (2020). *Artificial Intelligence in IBM Your Learning (V1.0)* (internal Whitepaper).
- IBM. (2021). *Building a Skills-Driven Organisation. IBM' approach for building a Skills Ecosystem throughout the E2E Employee life cycle*. IBM Services – Talent Transformation (internal Presentation, May 2021). Zugriff am 10.05.2021.
- IBM Deutschland & Vereinte Dienstleistungsgewerkschaft ver.di. (2020). *Künstliche Intelligenz. Ein sozialpartnerschaftliches Forschungsprojekt untersucht die neue Arbeitswelt*. Ehningen. Zugriff am 09.01.2021. Verfügbar unter: https://www.ibm.com/de-de/marketing/pdf/200918_IBM_KI-Broschure_An-sicht_Online-Einzel.pdf
- IBM Your Learning Website. (2021a). *IBM Your Learning*. Zugriff am 16.08.2021. Verfügbar unter: <https://yourlearning.ibm.com/about/>
- IBM Your Learning Website. (2021b). *Your Learning and Watson*. Zugriff am 16.08.2021. Verfügbar unter: <https://yourlearning.ibm.com/about/watson/>
- IFCAM Blog. (2018). *Intelligence Artificielle et formation: retour sur 3 événements marquants*. Zugriff am 09.10.2021. Verfügbar unter: <https://ifcam-formation.fr/blog/2018/06/29/intelligence-artificielle-et-formation/>
- IFCAM Blog. (2019a). *L'adaptive learning au service de l'apprenant*. Zugriff am 09.10.2021. Verfügbar unter: <https://ifcam-formation.fr/blog/2019/12/13/ladaptive-learning-service-apprenant/>
- IFCAM Blog. (2019b). *L'intelligence artificielle au service de la formation des collaborateurs. Interview avec Vanessa Dastugue, responsable de ce projet à l'IFCAM*. Zugriff am 09.10.2021. Verfügbar unter: <https://ifcam-formation.fr/blog/2019/07/12/lintelligence-artificielle-service-formation-collaborateurs/>
- IFCAM Blog. (2020). *Un trophée pour l'IFCAM aux Digital Learning Excellence Awards!* Zugriff am 09.10.2021. Verfügbar unter: <https://ifcam-formation.fr/blog/2020/09/22/ifcam-recompense-digital-learning-excellence-awards/>
- IFCAM Website. (2021a). *Homepage*. Zugriff am 09.10.2021. Verfügbar unter: <https://www.ca-ifcam.fr/Pages/siif.aspx>
- IFCAM Website. (2021b). *Les missions de l'IFCAM*. Zugriff am 17.07.2021. Verfügbar unter: <https://www.ca-ifcam.fr/Documents%20partages/missions.pdf>

- Ifenthaler, D. & Drachsler, H. (2018). Learning Analytics Spezielle Forschungsmethoden in der Bildungstechnologie. In H. N. Weinberger (Hrsg.), *Handbuch Bildungstechnologie Konzeption und Einsatz digitaler Lernumgebungen* (S. 1–20). Wiesbaden: Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-662-54373-3_42-1
- International Electrotechnical Commission. (2018). *Artificial intelligence across industries. White Paper*. Genf. Zugriff am 07.02.2019. Verfügbar unter: <https://basecamp.iec.ch/download/iec-white-paper-artificial-intelligence-across-industries-en/>
- Jacobs, J. C., Kagermann, E. h. H., Sattelberger, T., Lange, T., Depiereux, P. & Christian van Alphen et al. (2018). Aktuelle Studien zur Zukunft der Arbeit. In S. Werther & L. Bruckner (Hrsg.), *Arbeit 4.0 aktiv gestalten. Die Zukunft der Arbeit zwischen Agilität, People Analytics und Digitalisierung* (S. 23–45). Berlin: Springer.
- Jarrahi, M. H. (2018). Artificial intelligence and the future of work: Human-AI symbiosis in organizational decision making. *Business Horizons*, 61(4), 577–586. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2018.03.007>
- Jatobá, M., Santos, J., Gutierrez, I., Moscon, D., Fernandes, P. O. & Teixeira, J. P. (2019). Evolution of Artificial Intelligence Research in Human Resources. *Procedia Computer Science*, 164, 137–142. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.12.165>
- Jenewein, T. (2018). *Der Einfluss von Machine Learning & Künstlicher Intelligenz auf Arbeiten & Lernen im Unternehmen*. Zugriff am 31.03.2020. Verfügbar unter: <https://www.linkedin.com/pulse/der-einfluss-von-machine-learning-k%C3%BCnstlicher-auf-lernen-jenewein>
- Jenewein, T. (2019). *Machine Learning und Corporate Learning. Livesession des #CLSprints*. Zugriff am 12.07.2019. Verfügbar unter: <https://colearn.de/clsprint-machine-learning-und-corporate-learning-190712/>
- Johnson, R. B., Onwuegbuzie, A. J., Waal, C. de, Stefurak, T. & Hildebrand, D. (2017). Unpacking Pragmatism for Mixed Methods Research. In D. Wyse, N. Selwyn, E. Smith & L. E. Suter (Hrsg.), *The BERA/SAGE Handbook of Educational Research* (S. 259–279). New York: SAGE.
- Kaplan, A. & Haenlein, M. (2019). Siri, Siri, in my hand: Who's the fairest in the land? On the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence. *Business Horizons*, 62(1), 15–25. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2018.08.004>
- Karnowski, V. & Kümpel, A. S. (2016). Diffusion of Innovations von Everett M. Rogers (1962). In M. Potthoff (Hrsg.), *Schlüsselwerke der Medienwirkungsforschung* (S. 97–108). Wiesbaden: Springer Fachmedien.

- Karwehl, L. J. & Kauffeld, S. (2021). Traditional and new ways in competence management: Application of HR analytics in competence management. *Gruppe. Interaktion. Organisation. Zeitschrift für Angewandte Organisationspsychologie (GIO)*, 52(1), 7–24. <https://doi.org/10.1007/s11612-021-00548-y>
- Kay, J. (2012). AI and education: Grand challenges. *IEEE Intelligent Systems*, 27(5), 66–69.
- Keller, B., Baleis, J., Starke, C. & Marcinkowski, F. (2019). *Machine Learning and Artificial Intelligence in Higher Education: A State-of-the-Art Report on the German University Landscape* (Working Paper Series: Fairness in Artificial Intelligence Reasoning). Düsseldorf: Heinrich-Heine-Universität. Zugriff am 29.03.2020. Verfügbar unter: https://www.phil-fak.uni-duesseldorf.de/fileadmin/Redaktion/Institute/Sozialwissenschaften/Kommunikations-_und_Medienwissenschaft/KMW_I/Working_Paper/Keller_et_al._2019_-_AI_in_Higher_Education.pdf
- Kimmle, A. E. (2004). Mentoring und Coaching in Unternehmen – Abgrenzung der Inhalte. *Organisationsberatung, Supervision, Coaching (OSC)*, 11, 233–237.
- King, G., Keohane, R. O. & Verba, S. (1994). *Designing social inquiry. scientific inference in qualitative research*. Princeton: Princeton University Press.
- Kirste, M. (2019). Augmented Intelligence – Wie Menschen mit KI zusammen arbeiten. In V. Wittpahl (Hrsg.), *Künstliche Intelligenz* (iit-Themenband, S. 58–71). Berlin, Heidelberg: Springer.
- Kitto, K. & Knight, S. (2019). Practical ethics for building learning analytics. *British Journal of Educational Technology*, 50(6), 2855–2870. <https://doi.org/10.1111/bjet.12868>
- Kluzer, S. & Priego, L. P. (2018). *DigComp into Action - Get inspired, make it happen. A user guide to the European Digital Competence Framework* (European Commission, Hrsg.) (EUR - Scientific and Technical Research Reports). Zugriff am 29.05.2018. Verfügbar unter: http://publications.jrc.ec.europa.eu/repository/bitstream/JRC110624/dc_guide_may18.pdf
- Kormanik, M. B. & Shindell, T. J. (2014). Future Directions for HRD. In N. Chalofsky, T. S. Rocco & M. L. Morris (Hrsg.), *Handbook of human resource development* (S. 688–708). San Francisco: Wiley.
- Kose, U. (2015). On the Intersection of Artificial Intelligence and Distance Education. In U. Kose & D. Koc (Hrsg.), *Artificial Intelligence Applications in Distance Education* (S. 1–11). Hershey, PA: IGI Global.

- Krapf, J. (2019). *Lernkulturentwicklung zur Steigerung der organisationalen Agilität. Eine Design-Based Research-Studie*. Dissertation. Universität St.Gallen, St.Gallen.
- Krcmar, H. (2018). Charakteristika digitaler Transformation. In G. Oswald & H. Krcmar (Hrsg.), *Digitale Transformation. Fallbeispiele und Branchenanalysen* (S. 5–10). Wiesbaden: Springer Fachmedien.
- Kreutzer, R. T. & Sirrenberg, M. (2020a). Fields of Application of Artificial Intelligence—Health Care, Education and Human Resource Management. In R. T. Kreutzer & M. Sirrenberg (Hrsg.), *Understanding Artificial Intelligence. Fundamentals, Use Cases and Methods for a Corporate AI Journey* (S. 167–194). Cham: Springer.
- Kreutzer, R. T. & Sirrenberg, M. (Hrsg.). (2020b). *Understanding Artificial Intelligence. Fundamentals, Use Cases and Methods for a Corporate AI Journey*. Cham: Springer.
- Krogh, G. von. (2018). Artificial Intelligence in Organizations: New Opportunities for Phenomenon-Based Theorizing. *Academy of Management Discoveries*, 4(4), 404–409. <https://doi.org/10.5465/amd.2018.0084>
- Kuckartz, U. (2018). *Qualitative Inhaltsanalyse. Methoden, Praxis, Computerunterstützung* (4. Auflage). Weinheim: Beltz. Zugriff am 12.07.2019.
- Kumar, Rohit, Kim & Jihie. (2014). Special Issue on Intelligent Support for Learning in Groups. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 24(1), 1–7. <https://doi.org/10.1007/s40593-013-0013-5>
- Laat, M. de, Joksimovic, S. & Ifenthaler, D. (2020). Artificial intelligence, real-time feedback and workplace learning analytics to support in situ complex problem-solving: a commentary. *The International Journal of Information and Learning Technology*, 37(5), 267–277. <https://doi.org/10.1108/IJILT-03-2020-0026>
- Labarthe, H., Luengo, V. & Bouchet, F. (June 2018). *Analyzing the relationships between learning analytics, educational data mining and AI for education*. 14th international conference on Intelligent Tutoring Systems (ITS): Workshop Learning Analytics, Montreal. Zugriff am 22.03.2020. Verfügbar unter: <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-02015705>
- Lamnek, S. & Krell, C. (2016). *Qualitative Sozialforschung* (6., überarbeitete Auflage). Beltz.
- LeaderAmp Website. (2021a). *Corporate solutions*. Zugriff am 19.08.2021. Verfügbar unter: <https://www.leaderamp.com/corporate>
- LeaderAmp Website. (2021b). *Features*. Zugriff am 20.11.2021. Verfügbar unter: <https://www.leaderamp.com/features>

- Lee, H. S. & Lee, J. (2021). Applying Artificial Intelligence in Physical Education and Future Perspectives. *Sustainability*, 13(351), 1-16.
<https://doi.org/10.3390/su13010351>
- Ley, T. (2020). Knowledge structures for integrating working and learning: A reflection on a decade of learning technology research for workplace learning. *British Journal of Educational Technology*, 51(2), 331–346.
<https://doi.org/10.1111/bjet.12835>
- Li, J. (2016). Technology advancement and the future of HRD research. *Human Resource Development International*, 19(3), 189–191.
<https://doi.org/10.1080/13678868.2016.1181846>
- Liebert, K. & Talg, A. (2019). Künstliche Intelligenz und das Lernen der Zukunft. In K. Schwuchow & J. Gutmann (Hrsg.), *HR-Trends 2019. Strategie, Digitalisierung, Diversität, Demografie* (Strategie, Digitalisierung, Diversität, Demografie, 197-208). Planegg: Haufe Lexware.
- Luan, H., Geczy, P., Lai, H., Gobert, J., Yang, S. J. H., Ogata, H. et al. (2020). Challenges and Future Directions of Big Data and Artificial Intelligence in Education. *Frontiers in Psychology*, 11, 1–11. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2020.580820>
- Luksha, P., Cubista, J., Laszlo, A., Popovich, M. & Ninenko, I. (2017). *Global Education Futures Report. Educational Ecosystems for Societal Transformation*. Global Education Futures. Zugriff am 23.02.2018. Verfügbar unter:
<https://www.edu2035.org/files/GEF%20Vision%20Educational%20Ecosystems%20for%20Societal%20Transformation.pdf>
- MacGoldrick, J., Stewart, J. & Watson, S. (2002). Researching HRD: philosophy, process and practice. In J. MacGoldrick, J. Stewart & S. Watson (Hrsg.), *Understanding human resource development : a research-based approach* (S. 1–17). London: Routledge.
- Maity, S. (2019). Identifying opportunities for artificial intelligence in the evolution of training and development practices. *Journal of Management Development*, 38(8), 651–663. <https://doi.org/10.1108/JMD-03-2019-0069>
- Manuti, A., Pastore, S., Scardigno, A. F., Giancaspro, M. L. & Morciano, D. (2015). Formal and informal learning in the workplace: a research review. *International Journal of Training & Development*, 19(1), 1–17. <https://doi.org/10.1111/ijtd.12044>
- Marten, L. (2021). IBM „Your Learning“ – wie neue Spielregeln das Lernen transformieren. In P. Ramin (Hrsg.), *Handbuch Digitale Kompetenzentwicklung. Wie sich Unternehmen auf die digitale Zukunft vorbereiten* (S. 281–298). München: Hanser.

- Matthews, P. (1999). Workplace learning: developing an holistic model. *The Learning Organization*, 6(1), 18–29.
- Mayring, P. (2007). Designs in qualitativ orientierter Forschung. *Journal für Psychologie*, 2, 1–10. Zugriff am 10.06.2019. Verfügbar unter: <https://www.journal-fuer-psychologie.de/index.php/jfp/article/view/127/111>
- Mayring, P. (2010). *Qualitative Inhaltsanalyse. Grundlagen und Techniken*. (11., aktualis. und überarb. Aufl.). Weinheim: Beltz.
- Mayring, P. & Fenzl, T. (2014). Qualitative Inhaltsanalyse. In N. Baur & J. Blasius (Hrsg.), *Handbuch Methoden der empirischen Sozialforschung* (S. 543–558). Wiesbaden: Springer VS.
- McGuire, D. (2011). Foundations of Human Resource Development. In D. McGuire & K. M. Jørgensen (Eds.), *Human Resource Development: Theory and Practice* (S. 1–11). Los Angeles: Sage Publications, Ltd.
- McLean, G. N. & McLean, L. (2001). If we can't define HRD in one country, how can we define it in an international context? *Human Resource Development International*, 4(3), 313–326. <https://doi.org/10.1080/13678860110059339>
- Meier, C. (2018a). *Digitale Transformation: Handlungsfelder für L&D. Arbeitsbericht zum scil Innovationskreis 2017* (scil Arbeitsbericht Nr. 28). St.Gallen: swiss competence centre for innovations in learning (scil).
- Meier, C. (2018b). *KI-basierte Anwendungen für L&D: Beispiele und Profilierungsoptionen für Learning Professionals. Präsentation am CLC 2018 Kassel*. Zugriff am 09.08.2021. Verfügbar unter: <https://www.scil.ch/2018/10/01/ki-basierte-anwendungen-fuer-ld-beispiele-und-profilierungsoptionen-fuer-learning-professionals-clc-2018-kassel/>
- Meier, C. (2019a). *Augmentationsstrategien als Orientierungsrahmen für die Personalentwicklung. Abschlussbericht zum scil Innovationskreis 2018 / 2019* (scil Arbeitsbericht 30). St.Gallen: scil.
- Meier, C. (2019b). *Bildungsmanagement im Gesundheits- und Sozialwesen: Aufgaben, Profile & Rollen*. Zugriff am 27.08.2021. Verfügbar unter: https://www.scil.ch/wp-content/uploads/2019/12/Unterlage-WS-Careum-NW-2019-10-29-fuer-scil_ch.pdf
- Meier, C. (2019c). KI-basierte, adaptive Lernumgebungen. In K. Wilbers (Hrsg.), *Handbuch E-Learning* (S. 1–21). Köln: Deutscher Wirtschaftsdienst / Luchterhand / Wolters Kluwer.
- Meier, C. (2019d). Neues Profil der Personalentwickler: Vom Anbieter zum Ermöglicher. *Personalmagazin*, 4, 40–42. Zugriff am 23.03.2021. Verfügbar unter:

- https://www.haufe.de/personal/hr-management/neues-profil-der-personalentwickler_80_488096.html
- Meier, C. (2021). *Bildungsdienstleister: Weiterentwicklung des Geschäftsmodells nach Covid-19*. Präsentation an der Learntec xChange 2021. Zugriff am 02.01.2022. Verfügbar unter: <https://www.scil.ch/2021/07/03/bildungsdienstleister-weiterentwicklung-des-geschaeftsmodells-nach-covid-19/>
- Meier, C., Bäcker, D. & Seibold, D. (2018). *Digitale Transformation und L&D. Ergebnisse einer Standortbestimmung und Handlungserfordernisse* (scil Arbeitsbericht Nr. 29). St.Gallen: scil.
- Meier, C., Bäcker, D. & Seufert, S. (2018). Corporate (E-)Learning in Zeiten der digitalen Transformation: Ausgangspunkte und Handlungsfelder einer Transformationsstrategie. In K. Wilbers (Hrsg.), *Handbuch E-Learning. Expertenwissen aus Wissenschaft und Praxis – Strategien, Instrumente, Fallstudien*. (S. 1–23). Köln: Fachverlag Deutsche Wirtschaft.
- Meier, C., Seufert, S. & Guggemos, J. (2019). Arbeitswelt 4.0 und Smart Machines: Augmentation als Herausforderung für die Personalentwicklung. *HMD Praxis der Wirtschaftsinformatik*, 56(4), 823–839.
- Meier, C., Seufert, S., Guggemos, J. & Spirgi, J. (2021). Learning Organizations in the Age of Smart Machines. Fusion Skills, Augmentation Strategies, and the Role of HRD Professionals. In D. Ifenthaler, S. Hofhues, M. Egloffstein & C. Helbig (Hrsg.), *Digital Transformation of Learning Organizations* (S. 77–94). Cham: Springer International Publishing.
- Meiers, R. (2012). *Die Einführung von Learning Management Systemen an deutschen Hochschulen: Fördernde und hemmende Faktoren*. Dissertation. Universität des Saarlandes, Saarbrücken.
- Meijerink, J., Boons, M., Keegan, A. E. & Marler, J. (2018). Special issue of the International Journal of Human Resource Management: Digitization and the transformation of human resource management. Call for Papers. *The International Journal of Human Resource Management*, 7(4), 1–5.
<https://doi.org/10.1080/09585192.2018.1503845>
- Meister, J. C. (2009). Corporate Universities 2.0: The Future Networked Learning Organization. In A. Romano & G. Secundo (Hrsg.), *Dynamic Learning Networks* (137–149). Boston, MA: Springer US.
- Miao, F., Holmes, W., Huang, W. & Zhang, H. (2021). *AI and education - Guidance for policymakers*. Paris: UNESCO: UNESCO.

- Mmb Institut, DFKI & DIPF. (2021). *KI@Bildung: Lehren und Lernen in der Schule mit Werkzeugen Künstlicher Intelligenz*. Zugriff am 15.07.2021. Verfügbar unter: https://www.mmb-institut.de/wp-content/uploads/KI@Bildung_Schlussbericht.pdf
- Moher, D., Liberati, A., Tetzlaff, J. & Altman, D. G. (2009). Research Methods & Reporting: Preferred reporting items for systematic reviews and meta-analyses: the PRISMA statement. *BMJ*, (338:b2535), 339. Zugriff am 17.03.2020. Verfügbar unter: <https://www.bmj.com/content/339/bmj.b2535>
- Monett, D. & Lewis, C. W. P. (2018). Getting Clarity by Defining Artificial Intelligence—A Survey. In V. C. Müller (Hrsg.), *Philosophy and Theory of Artificial Intelligence 2017* (Bd. 44, S. 212–215). Cham: Springer International Publishing.
- Mudra, P. (2004). *Personalentwicklung. integrative Gestaltung betrieblicher Lern- und Veränderungsprozesse*. München: Vahlen.
- Myrach, T. (2008). Perspektiven auf die Wirtschaftsinformatik: Eine Disziplin im Spannungsfeld von Mensch und Maschine. In R. Jung & T. Myrach (Hrsg.), *Quo vadis Wirtschaftsinformatik?* (S. 97–124). Wiesbaden: Gabler.
- Nascimento, A., da Cunha, M. A., Souza Meirelles, F. de, Scornavacca, E. & Melo, V. V. de (2018). A Literature Analysis of Research on Artificial Intelligence in Management Information System (MIS). In *Twenty-fourth Americas Conference on Information Systems* (S. 1–10). New Orleans. Zugriff am 15.02.2019. Verfügbar unter: <https://aisel.aisnet.org/cgi/viewcontent.cgi?article=1487&context=amcis2018>
- Newman, M. & Gough, D. (2020). Systematic Reviews in Educational Research: Methodology, Perspectives and Application. In O. Zawacki-Richter, M. Kerres, S. Bedenlier, M. Bond & K. Buntins (Hrsg.), *Systematic Reviews in Educational Research* (S. 3–22). Wiesbaden: Springer.
- OECD. (2007). *Scope and Structure of the Study* (Qualifications Systems: Bridges to Lifelong Learning). Paris: OECD Publishing. Zugriff am 24.12.2021. <https://doi.org/10.1787/9789264013681-en>
- OECD. (2019). *Getting Skills Right. Future-Ready Adult Learning Systems*. Paris: OECD. Zugriff am 07.07.2019. Verfügbar unter: <https://doi.org/10.1787/9789264311756-en>
- Oh, E. G. & Huang, W.-H. D. (2018). A Review of Technology Research in HRD From a Design-Based Research Perspective. *Human Resource Development Review*, 17(3), 258–276. <https://doi.org/10.1177/1534484318784798>
- Pan, Y., Froese, F., Liu, N., Hu, Y. & Ye, M. (2021). The adoption of artificial intelligence in employee recruitment: The influence of contextual factors. *The*

- International Journal of Human Resource Management*, 33(6), 1125–1147.
<https://doi.org/10.1080/09585192.2021.1879206>
- Panetta, K. (2019). *5 Trends Emerge in the Gartner Hype Cycle for Emerging Technologies, 2018*, Gartner. Zugriff am 25.05.2019. Verfügbar unter:
<https://www.gartner.com/smarterwithgartner/5-trends-emerge-in-gartner-hype-cycle-for-emerging-technologies-2018/>
- Pedró, F., Subosa, M., Rivas, A. & Valverde, P. (2019). *Artificial Intelligence in Education: Challenges and Opportunities for Sustainable Development* (Working papers on education policy). UNESCO. Zugriff am 28.03.2020. Verfügbar unter:
<https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000366994>
- Perrotta, C. & Selwyn, N. (2019). Deep learning goes to school: toward a relational understanding of AI in education. *Learning, Media and Technology*, (45), 251–269. Zugriff am 29.03.2020. Verfügbar unter: 10.1080/17439884.2020.1686017
- Pinkwart, N. (2016). Another 25 Years of AIED? Challenges and Opportunities for Intelligent Educational Technologies of the Future. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 26(2), 771–783. <https://doi.org/10.1007/s40593-016-0099-7>
- Popenici, S. A. D. & Kerr, S. (2017). Exploring the impact of artificial intelligence on teaching and learning in higher education. *Research and practice in technology enhanced learning*, 12(22), 1–13.
- Popp, R. (2012). Zukunftsforschung auf dem Prüfstand. In R. Popp (Hrsg.), *Zukunft und Wissenschaft* (S. 1–24). Berlin, Heidelberg: Springer.
- Porter, M. E. (1980). *Competitive Strategy. Techniques for Analyzing Industries and Competitors*. New York: Free Press.
- Praly, B. (2020, 27. Januar). *AI & Education: Individualized learning paths*. Presentation at Applied Machine Learning Days, EPFL. Zugriff am 16.07.2021. Verfügbar unter: <https://www.youtube.com/watch?v=nrpOwOAAUjc>
- Qamar, Y., Agrawal, R. K., Samad, T. A. & Chiappetta Jabbour, C. J. (2021). When technology meets people: the interplay of artificial intelligence and human resource management. *Journal of Enterprise Information Management, ahead-of-print*, 1–32. <https://doi.org/10.1108/JEIM-11-2020-0436>
- Qiu, L. & Zhao, L. (2019). Opportunities and Challenges of Artificial Intelligence to Human Resource Management. *Academic Journal of Humanities & Social Sciences*, 2(1), 144–153.

- Raatz, S. (2015). *Die Entwicklung von Einstellungen gegenüber verantwortungsvoller Führung – eine Design-based Research Studie in der Executive Education*. Dissertation. University of St.Gallen, St.Gallen.
- Raisamo, R., Rakkolainen, I., Majaranta, P., Salminen, K., Rantala, J. & Farooq, A. (2019). Human augmentation: Past, present and future. *International Journal of Human-Computer Studies*, 131, 131–143. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2019.05.008>
- Raisch, S. & Krakowski, S. (2020). *Artificial Intelligence and Management: The Automation-Augmentation Paradox* (Pre-print version). Article accepted for publication in the Academy of Management Review. Zugriff am 28.02.2021. Verfügbar unter: https://www.researchgate.net/publication/339184283_Artificial_Intelligence_and_Management_The_Automation-Augmentation_Paradox
- Randhawa, G. K. & Jackson, M. (2020). The role of artificial intelligence in learning and professional development for healthcare professionals. *Healthcare Management Forum*, 33(1), 19–24. Zugriff am 30.03.2020. Verfügbar unter: <https://doi.org/10.1177/0840470419869032>
- Ransbotham, S., Kiron, D., Gerbert, P. & Reeves, M. (2017). *Reshaping Business With Artificial Intelligence. Research Report*. MIT Sloan Management Review and The Boston Consulting Group. Zugriff am 12.01.2019. Verfügbar unter: <https://sloanreview.mit.edu/projects/reshaping-business-with-artificial-intelligence/>
- Redecker, C. (2017). *European Framework for the Digital Competence of Educators. DigCompEdu*. JRC Science for Policy Report (Punie, Y., Hrsg.). Luxembourg: Publications Office of the European Union. Zugriff am 18.03.2018. Verfügbar unter: <https://ec.europa.eu/jrc/en/publication/eur-scientific-and-technical-research-reports/european-framework-digital-competence-educators-digcompedu>
- Reinmann, G. (2010). Selbstorganisation auf dem Prüfstand: Das Web 2.0 und seine Grenzen(losigkeit). In K.-U. Hugger & M. Walber (Hrsg.), *Digitale Lernwelten. Konzepte, Beispiele und Perspektiven* (S. 75–90). Wiesbaden: VS.
- Renz, A. & Hilbig, R. (2020). Prerequisites for artificial intelligence in further education: identification of drivers, barriers, and business models of educational technology companies. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 17(1), 1–21. <https://doi.org/10.1186/s41239-020-00193-3>
- Renz, A. & Krishnaraja, S. (2020). Toward Responsible, Human-Centered AI in EdTech. *ISPIM Connects Global 2020: Celebrating the World of Innovation - Virtual, 6-8 December 2020.*, 1–10. Zugriff am 17.10.2021. Verfügbar unter: <https://publications.informatik.hu-berlin.de/archive/cses/publications/Toward-ResponsibleHuman-CenteredAIinEdTech.pdf>

- Renz, A., Krishnaraja, S. & Gronau, E. (2020). Demystification of Artificial Intelligence in Education – How much AI is really in the Educational Technology? *International Journal of Learning Analytics and Artificial Intelligence for Education (iJAI)*, 2(1), 14–30. <https://doi.org/10.3991/ijai.v2i1.12675>
- Richards, D. & Dignum, V. (2019). Supporting and challenging learners through pedagogical agents: Addressing ethical issues through designing for values. *British Journal of Educational Technology*, 50(6), 2885–2901. <https://doi.org/10.1111/bjet.12863>
- Rogers, E. M. (2003). *Diffusion of Innovations* (eBook, 5. Aufl.). New York: Free Press.
- Rohs, M. (2016). Genese informellen Lernens. In Matthias Rohs (Hrsg.), *Handbuch Informelles Lernen* (S. 3–38). Wiesbaden: Springer VS.
- Roll, I. & Wylie, R. (2016). Evolution and Revolution in Artificial Intelligence in Education. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 26(2), 582–599.
- Russel, S. & Norvig, P. (2014). *Artificial Intelligence. A modern Approach* (3. Aufl.). New Jersey: Pearson.
- Saukkonen, J., Kreuz, P., Obermayer, N., Ruiz, Ó. R. & Haaranen, M. (2019). AI, RPA, ML and Other Emerging Technologies: Anticipating Adoption in the HRM Field. Electronic reprint of the original article. In P. Griffiths & M. N. Kabir (Hrsg.), *ECIAIR 2019 European Conference on the Impact of Artificial Intelligence and Robotics* (S. 287–296). Zugriff am 31.03.2020. Verfügbar unter: <https://www.theseus.fi/bitstream/handle/10024/262662/Article.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- Sauter, W. (2017). Geschäftsmodell einer digitalisierten Bildung. In J. Erpenbeck & W. Sauter (Hrsg.), *Handbuch Kompetenzentwicklung im Netz: Bausteine einer neuen Lernwelt* (S. 186–210). Stuttgart: Schäffer-Poeschel Verlag.
- Sauter, W. & Sauter, S. (2013). *Workplace Learning. Integrierte Kompetenzentwicklung mit kooperativen und kollaborativen Lernsystemen*. Wiesbaden: Springer Gabler.
- Sauter, W. & Scholz, C. (2015). *Von der Personalentwicklung zur Lernbegleitung*. Wiesbaden: Springer Fachmedien. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-10798-7>
- SBFI. (2019). *Herausforderungen der künstlichen Intelligenz. Bericht der interdepartementalen Arbeitsgruppe «Künstliche Intelligenz» an den Bundesrat*. Eidgenössische Departement für Wirtschaft, Bildung und Forschung (WBF). Zugriff am 12.02.2021. Verfügbar unter: <https://www.sbf.admin.ch/sbf/de/home/bfi->

- politik/bfi-2021-2024/transversale-themen/digitalisierung-bfi/kuenstliche-intelligenz.html
- Schaumburg, H. (2021). Personalisiertes Lernen mit digitalen Medien als Herausforderung für die Schulentwicklung. *MedienPädagogik: Zeitschrift für Theorie und Praxis der Medienbildung*, 41, 134–166.
<https://doi.org/10.21240/mpaed/41/2021.02.24.X>
- Scheuer, D. (2020). *Akzeptanz von Künstlicher Intelligenz. Grundlagen intelligenter KI-Assistenten und deren vertrauensvolle Nutzung* (Dissertation). Wiesbaden: Springer Fachmedien. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-29526-4>
- Schreier, M. (2010). Fallauswahl. In G. Mey & K. Mruck (Hrsg.), *Handbuch Qualitative Forschung in der Psychologie* (S. 238–251). Wiesbaden: VS.
- Schreier, M. (2014). Varianten qualitativer Inhaltsanalyse: Ein Wegweiser im Dickicht der Begrifflichkeiten. Artikel 18. *Forum Qualitative Sozialforschung*, 15(1), 1–18.
- Schuchmann, D. (2016). *Implementierung von Bildungsinnovationen in Executive Education Programme. Erfolgsfaktoren der Gestaltung eines innovationsorientierten Programm-Managements*. Dissertation. Universität St.Gallen, St.Gallen. Zugriff am 06.10.2017.
- Schüssler, I. & Kilian, L. (2017). Zum Wandel akademischer Lehr- Lernkulturen: Von erzeugungs- zu ermöglichungsdidaktischen Lehr-Lernarrangements. In H. R. Grieshop & E. Bauer (Hrsg.), *Lehren und Lernen online. Lehr- und Lernerfahrungen im Kontext akademischer Online-Lehre* (83-108). Wiesbaden: Springer VS.
- Scully-Russ, E. & Torraco, R. (2020). The Changing Nature and Organization of Work: An Integrative Review of the Literature. *Human Resource Development Review*, 19(1), 66–93. <https://doi.org/10.1177/1534484319886394>
- Seeber, I., Bittner, E., Briggs, R. O., Vreede, T. de, Vreede, G.-J. de, Elkins, A. et al. (2020). Machines as teammates: A research agenda on AI in team collaboration. *Information & Management*, 57(2), 1–22. <https://doi.org/10.1016/j.im.2019.103174>
- Seo, J., Lee, S. & Ardichvili, A. (2020). How is HRD related to other disciplines? The analysis of 100 most frequently cited empirical articles published in three HRD journals. *European Journal of Training and Development*, 45(4/5), 402–418.
<https://doi.org/10.1108/EJTD-06-2020-0108>
- Seufert, S. (2000, Januar). *Work-Based Learning and Knowledge Management: An Integrated Concept of Organizational Learning (Conference Paper)* (Proceedings of the 8th European Conference on Information Systems, Trends in Information and Communication Systems for the 21st Century, ECIS). Wien. Zugriff am 17.10.2021. Verfügbar unter: <https://aisel.aisnet.org/ecis2000/148/>

- Seufert, S. (2008). *Innovationsorientiertes Bildungsmanagement. Hochschulentwicklung durch Sicherung der Nachhaltigkeit von eLearning*. Wiesbaden: VS.
- Seufert, S. (2013). *Bildungsmanagement. Einführung für Studium und Praxis*. Stuttgart: Schäffer Poeschel.
- Seufert, S., Guggemos, J. & Ifenthaler, D. (2021). Zukunft der Arbeit mit intelligenten Maschinen: Implikationen der Künstlichen Intelligenz für die Berufsbildung. Einleitung zum Beiheft. *Zeitschrift für Berufs- und Wirtschaftspädagogik*, 31, 9–27.
- Seufert, S., Guggemos, J., Meier, C. & Helfritz, K. H. (2018). *Digitale Kompetenzen von Personalentwicklern. Digitale Reife und Augmentationsstrategien in der Personalentwicklung*, Universität St.Gallen (IWP-dBB, scil) / Deutsche Gesellschaft für Personalentwicklung.
- Seufert, S., Guggemos, J., Meier, C. & Helfritz, K. H. (2019). *Digitale Kompetenzen von Personalentwicklern Digitale Reife und Augmentationsstrategien in der Personalentwicklung*. St.Gallen: Universität St.Gallen (IWP-dBB, scil) / Deutsche Gesellschaft für Personalentwicklung (DGFP).
- Seufert, S., Guggemos, J., Meier, C. & Helfritz, K. H. (2020). *Auf dem Weg zur digital lernenden Organisation - Kompetenzen für die Personalentwicklung*. St.Gallen: Universität St.Gallen (IWP-dBB, scil) / Deutsche Gesellschaft für Personalentwicklung (DGFP): Universität St.Gallen (IWP-dBB, scil) / Deutsche Gesellschaft für Personalentwicklung (DGFP).
- Seufert, S., Guggemos, J. & Sonderegger, S. (2020). Digitale Transformation der Hochschullehre: Augmentationsstrategien für den Einsatz von Data Analytics und Künstlicher Intelligenz. *ZFHE*, 15(1), 81–101. <https://doi.org/10.3217/ZFHE-15-01/05>
- Seufert, S. & Meier, C. (2016a). From eLearning to Digital Transformation. A Framework and Implications for L&D. *International Journal of Advanced Corporate Learning (iJAC)*, 9(2), 27–33. <https://doi.org/10.3991/ijac.v9i2.6003>
- Seufert, S. & Meier, C. (2016b). Informelles Lernen mit digitalen Medien in Unternehmen. In Matthias Rohs (Hrsg.), *Handbuch Informelles Lernen* (S. 547–566). Wiesbaden: Springer VS.
- Seufert, S. & Meier, C. (2018). Empowerment-orientierte Kompetenzentwicklung auf der Grundlage von Mobile Assisted Seamless Learning. In C. de Witt & C. Gloerfeld (Hrsg.), *Handbuch Mobile Learning* (Handbuch, S. 879–899). Wiesbaden: Springer VS.
- Seufert, S., Meier, C., Schneider, C., Schuchmann, D. & Krapf, J. (2017). Geschäftsmodelle für inner- und überbetriebliche Bildungsanbieter in einer zunehmend

- digitalisierten Welt. In J. Erpenbeck & W. Sauter (Hrsg.), *Handbuch Kompetenzentwicklung im Netz: Bausteine einer neuen Lernwelt* (S. 429–448). Stuttgart: Schäffer-Poeschel Verlag.
- Seufert, S., Meier, C., Soellner, M. & Rietsche, R. (2019). A Pedagogical Perspective on Big Data and Learning Analytics: A Conceptual Model for Digital Learning Support. *Technology, Knowledge and Learning*, 24(4), 599–619.
<https://doi.org/10.1007/s10758-019-09399-5>
- Seufert, S., Meier, C. & Spirgi, J. (2019). Entwicklung der Lernprofis: Welche digitalen Kompetenzen sie in Zukunft benötigen. *Wirtschaftspsychologie aktuell*, 2, 53–56.
- Sgier, I., Haberzeth, E. & Schüepp, P. (2018). *Digitalisierung in der Weiterbildung. Weiterbildungsstudie 2017 / 2018*. Zürich: SVEB & PHZH. Zugriff am 08.04.2018. Verfügbar unter: https://alice.ch/fileadmin/Dokumente/Themen/Forschung/SVEB_Weiterbildungsstudie2017_2018.pdf
- Shet, S., Poddar, T., Wamba Samuel, F. & Dwivedi, Y. K. (2021). Examining the determinants of successful adoption of data analytics in human resource management – A framework for implications. *Journal of Business Research*, 131, 311–326.
<https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.03.054>
- Short, H. & Greener, S. (2014). Editorial: TEL in the workplace. *British Journal of Educational Technology*, 45(6), 983–989. <https://doi.org/10.1111/bjet.12213>
- Siemens, G. & Baker, R. S. J. d. (2012). Learning Analytics and Educational Data Mining: Towards Communication and Collaboration. *LAK '12: Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge*, 252–254.
<https://doi.org/10.1145/2330601.2330661>
- Siepmann, F. (2019). *eLearning BENCHMARKING Studie. Teilstudie: Künstliche Intelligenz in der betrieblichen Bildung*. Siepmann media + research. Zugriff am 18.03.2020. Verfügbar unter: <https://www.time4you.de/elearning-benchmarking-studie-2019-kuenstliche-intelligenz-2/>
- SKBF. (2018). *Bildungsbericht Schweiz 2018*. Aarau: skbf | csre Schweizerische Koordinationsstelle für Bildungsforschung. Zugriff am 23.03.2020.
- Somyürek, S. (2015). The New Trends in Adaptive Educational Hypermedia Systems. *Int. Review of Research in Open and Distributed Learning*, 16(1), 221–241.
- Stamann, C., Janssen, M. & Schreier, M. (2016). Qualitative Inhaltsanalyse – Versuch einer Begriffsbestimmung und Systematisierung. *Forum Qualitative Sozialforschung / Forum: Qualitative Social Research*, 17(3), 1–16.

- Stewart, J. (2005). The current state and status of HRD research. *The Learning Organization*, 12(1), 90–95. <https://doi.org/10.1108/09696470510574287>
- Stoller-Schai, D. (2020a). Praxiseinsatz Künstliche Intelligenz - Wie lernen wir mit Maschinen? *eLearning Journal | Trend Report 2020/2021: Corporate Learning Trends und Innovationen für 2020*, 6–9.
- Stoller-Schai, D. (2020b). Was machen wir mit „Learning Experience Platforms“? Zugriff am 03.08.2021. Verfügbar unter: <https://www.elearning-journal.com/2020/08/12/was-machen-wir-mit-lxp/>
- Strohmeier, S. (2017). Big HR Data – Konzept zwischen Akzeptanz und Ablehnung. In W. Jochmann, I. Böckenholt & S. Diestel (Hrsg.), *HR-Exzellenz* (S. 339–356). Wiesbaden: Springer Fachmedien.
- Strohmeier, S. & Piazza, F. (2015). *Artificial intelligence techniques in human resource management—A conceptual exploration* (Intelligent Systems Reference Library, vol. 87). Wiesbaden: Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-17906-3_7
- Strübing, J. (2018). *Qualitative Sozialforschung. Eine komprimierte Einführung* (Soziologie kompakt, 2., überarb. und erweit. Aufl.). Oldenbourg: De Gruyter.
- Subrahmanyam, V. V. & Swathi, K. (2018). Artificial Intelligence and its Implications in Education. In Kakatiya University (Hrsg.), *International Conference on Improved Access to Distance Higher Education. Focus on Underserved Communities and Uncovered Region* (S. 1–11).
- Sun, S., Cegielski, C. G., Jia, L. & Hall, D. J. (2018). Understanding the Factors Affecting the Organizational Adoption of Big Data. *Journal of Computer Information Systems*, 58(3), 193–203. <https://doi.org/10.1080/08874417.2016.1222891>
- Swanson, R. A. (2001). Human resource development and its underlying theory. *Human Resource Development International*, 4(3), 299–312. <https://doi.org/10.1080/13678860110059311>
- Tambe, P., Cappelli, P. & Yakubovich, V. (2019). Artificial Intelligence in Human Resources Management: Challenges and a Path Forward. *California Management Review (CMR)*, 61(4, SI), 15–42. <https://doi.org/10.1177/0008125619867910>
- Telekom & Universität St.Gallen. (2015). *Arbeit 4.0: Megatrends digitaler Arbeit der Zukunft – 25 Thesen*. Zugriff am 05.01.2018. Verfügbar unter: <https://www.telekom.com/de/medien/medieninformationen/detail/maschinen-werden-kuenftig-kollegen-sein-349222>
- Thim, C. (2017). *Technologieakzeptanz in Organisationen: ein Simulationsansatz*. Dissertation. Universität Potsdam, Potsdam.

- Timms, M. J. (2016). Letting artificial intelligence in education out of the box: educational cobots and smart classrooms. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 26(2), 701–712.
- Torraco, R. J. & Lundgren, H. (2020). What HRD Is Doing—What HRD Should be Doing: The Case for Transforming HRD. *Human Resource Development Review*, 19(1), 39–65. <https://doi.org/10.1177/1534484319877058>
- Tuomi, I. 2018. *The impact of artificial intelligence on learning, teaching, and education policies for the future* (Cabrera, M., Vuorikari, R. & Punie, Y., eds.) (JRC science for policy report). Luxembourg: Europäische Kommission. <https://doi.org/10.2760/12297>
- Tynjälä, P. (2008). Perspectives into learning at the workplace. *Educational Research Review*, 3(2), 130–154. <https://doi.org/10.1016/j.edurev.2007.12.001>
- Ulrich, D. (1996). *Human resource champion: The next agenda for adding value and delivering results*. Boston: Harvard Business School Press.
- Ulrich, H. (1982). Anwendungsorientierte Wissenschaft. *Die Unternehmung*, 36(1), 1–10.
- Van der Sluis, L. E. C. (2007). Umbrella for research into Human Resource Development (HRD). *Human Resource Development International*, 10(1), 99–106. <https://doi.org/10.1080/13678860601170450>
- Van Giffen, B., Borth, D. & Brenner, W. (2020). Management von Künstlicher Intelligenz in Unternehmen. *HMD Praxis der Wirtschaftsinformatik*, 57(1), 4–20. <https://doi.org/10.1365/s40702-020-00584-0>
- Van Lehn, K. (2011). The Relative Effectiveness of Human Tutoring, Intelligent Tutoring Systems, and Other Tutoring Systems. *Educational Psychologist*, 46(4), 197–221. <https://doi.org/10.1080/00461520.2011.611369>
- Vargas, R., Yurova, Y. V., Ruppel, C. P., Tworoger, L. C. & Greenwood, R. (2018). Individual adoption of HR analytics: a fine grained view of the early stages leading to adoption. *The International Journal of Human Resource Management*, 29(22), 3046–3067. <https://doi.org/10.1080/09585192.2018.1446181>
- Vollmer, A.-M. (2015). *Entwicklung und Anwendung eines Modells zur Untersuchung soziotechnischer Faktoren bei der Einführung neuer Informationssysteme im klinischen Bereich*. Dissertation. Friedrich-Alexander-Universität, Erlangen-Nürnberg.
- Vom Brocke, J., Simons, A., Niehaves, B., Reimer, K., Plattfaut, R. & Cleven, A. (2009). *Reconstructing the Giant: on the Importance of Rigour in Documenting the Literature Search Process*. European Conference on Information Systems (ECIS). Zugriff am 10.11.2018. Verfügbar unter: <https://aisel.aisnet.org/ecis2009/161/>

- Voogt, J., Erstad, O., Dede, C. & Mishra, P. (2013). Challenges to learning and schooling in the digital networked world of the 21st century. *Journal of Computer Assisted Learning*, 29(5), 403–413. <https://doi.org/10.1111/jcal.12029>
- Vrontis, D., Christofi, M., Pereira, V., Tarba, S., Makrides, A. & Trichina, E. (2021). Artificial intelligence, robotics, advanced technologies and human resource management: a systematic review. *The International Journal of Human Resource Management*, 33(6), 1237–1266. <https://doi.org/10.1080/09585192.2020.1871398>
- Wahlster, W. (2017). *Künstliche Intelligenz versus menschliche Intelligenz: Wie lernen, verstehen und denken Computer? Vorlesungsreihe 2017: Künstliche Intelligenz für den Menschen: Digitalisierung mit Verstand*. Mainz: Johannes Gutenberg Universität Mainz. Zugriff am 17.03.2021. Verfügbar unter: http://www.dfki.de/wwdata/Gutenberg_Stiftungsprofessur_Mainz_2017/Lernende_Maschinen.pdf
- Wang, G. G., Werner, J. M., Sun, J. Y., Gilley, A. & Gilley, J. W. (2017). Means vs ends: theorizing a definition of human resource development. *Personnel Review*, 46(6), 1165–1181. <https://doi.org/10.1108/PR-11-2015-0306>
- Wang, P. (2008). What Do You Mean by “AI”? *Frontiers in Artificial Intelligence and Applications*, 171(1), 362–373.
- Wang, P. (2019). On Defining Artificial Intelligence. *Journal of Artificial General Intelligence*, 10(2), 1–37. <https://doi.org/10.2478/jagi-2019-0002>
- Wassermann, S. (2015). Das qualitative Experteninterview. In M. Niederberger & S. Wassermann (Hrsg.), *Methoden der Experten- und Stakeholdereinbindung in der sozialwissenschaftlichen Forschung* (S. 51–68). Wiesbaden: Springer Fachmedien.
- Watkins, K. E. & Marsick, V. J. (2014). Adult education & human resource development: Overlapping and disparate fields. *New Horizons in Adult Education and Human Resource Development*, 26(1), 42–54. <https://doi.org/10.1002/nha3.20052>
- Weber, W., Kabst, R. & Baum, M. (2018). *Einführung in die Betriebswirtschaftslehre* (10. Aufl.). Wiesbaden: Springer Fachmedien.
- Weigert, M., Bruhn, H.-D. & Streng, M. (2017). Digital HR oder HR Digital – Die Bedeutung der Digitalisierung für HR. In W. Jochmann, I. Böckenholt & S. Diestel (Hrsg.), *HR-Exzellenz* (S. 323–338). Wiesbaden: Springer Fachmedien.
- Wenzel, R. & van Quaquebeke, N. (2018). The Double-Edged Sword of Big Data in Organizational and Management Research. *Organizational Research Methods*, 21(3), 548–591. <https://doi.org/10.1177/1094428117718627>
- Werkle, M., Schmidt, M., Dik, D. & Schwantzer, S. (2015). Case Study 4: Technology Enhanced Workplace Learning. In A. Mikroyannidis, S. Kroop & M. Wolpers

- (Eds.), *Responsive Open Learning Environments. Outcomes of Research from the ROLE Project* (159-184). Cham: Springer International Publishing.
- Werner, J. M. (2014). Human Resource Development $\neq$ Human Resource Management: So What Is It? *Human Resource Development Quarterly*, 25(2), 127–139. <https://doi.org/10.1002/hrdq.21188>
- Werther, S. & Bruckner, L. (Hrsg.). (2018). *Arbeit 4.0 aktiv gestalten. Die Zukunft der Arbeit zwischen Agilität, People Analytics und Digitalisierung*. Berlin: Springer.
- Winter, R. (2010). Sozialer Konstruktionismus. In G. Mey & K. Mruck (Hrsg.), *Handbuch Qualitative Forschung in der Psychologie* (S. 123–135). Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- Wittwer, W. (2001). Biographieorientierte Kompetenzentwicklung in der betrieblichen Weiterbildung. In Ekkehard Nuissl, Christiane Schiersmann & Horst Siebert (Hrsg.) (Hrsg.), *Betriebliche Weiterbildung*. (REPORT 48/2001, S. 109–128). Bonn: Deutsches Institut für Erwachsenenbildung.
- Wittwer, W. (2013). Lernen ohne Orientierung? Paradoxien informellen Lernens. In S. Seufert & C. Metzger (Hrsg.), *Kompetenzentwicklung in unterschiedlichen Lernkulturen. Festschrift für Dieter Euler zum 60. Geburtstag* (S. 508–520). Paderborn: Eusl.
- Witzel, A. (1982). *Verfahren der qualitativen Sozialforschung: Überblick und Alternativen*. Frankfurt: Campus.
- World Economic Forum. (2017). *Accelerating Workforce Reskilling for the Fourth Industrial Revolution. An Agenda for Leaders to Shape the Future of Education, Gender and Work*. Zugriff am 18.01.2018. Verfügbar unter: http://www3.weforum.org/docs/WEF_EGW_White_Paper_Reskilling.pdf
- World Economic Forum. (2018). *The Future of Jobs*. Insight Report. Genf: Centre for the New Economy and Society. Zugriff am 30.06.2019. Verfügbar unter: http://www3.weforum.org/docs/WEF_Future_of_Jobs_2018.pdf
- World Economic Forum. (2021). *Building a Common Language for Skills at Work. A Global Taxonomy* (World Economic Forum, Hrsg.). Zugriff am 06.03.2022. Verfügbar unter: https://www3.weforum.org/docs/WEF_Skills_Taxonomy_2021.pdf
- Wu, C.-H., Huang, Y.-M. & Hwang, J.-P. (2016). Review of affective computing in education/learning: Trends and challenges. *British Journal of Educational Technology*, 47(6), 1304–1323. <https://doi.org/10.1111/bjet.12324>
- Xie, H., Chu, H.-C., Hwang, G.-J. & Wang, C.-C. (2019). Trends and development in technology-enhanced adaptive/personalized learning: A systematic review of

- journal publications from 2007 to 2017. *Computers & Education*, 140, 1–16.
<https://doi.org/10.1016/j.compedu.2019.103599>
- Xie, H., Hwang, G.-J. & Wong, T.-L. (2020). Call for papers for a special issue on “From Conventional AI to Modern AI in education. Re-examining AI and Analytics Techniques for Teaching and Learning”. *Educational Technology & Society*, 24(3), 1–4. Zugriff am 23.03.2020.
- Yang, S. J. H. (2021). Guest Editorial: Precision Education - A New Challenge for AI in Education. *Educational Technology & Society*, 24(1), 105–108.
- Yang, S. J. H., Ogata, H., Matsui, T. & Chen, N.-S. (2021). Human-centered artificial intelligence in education: Seeing the invisible through the visible. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 2, 1–5.
<https://doi.org/10.1016/j.caeai.2021.100008>
- Yin, R. K. (2018). *Case study research and applications. Design and methods.* (eBook, 6. Aufl.). Thousand Oaks: SAGE.
- Yoon, S. W. (2018). Innovative data analytic methods in human resource development: Recommendations for research design. Editorial. *Human Resource Development Quarterly*, 29(4), 299–306. <https://doi.org/10.1002/hrdq.21331>
- Zaidi, A., Beadle, S. & Hannah, A. (2018). *Review of the online learning and artificial intelligence education market. A report for the Department of Education.* Zugriff am 03.04.2020. Verfügbar unter: www.gov.uk/government/publications
- Zawacki-Richter, O., Kerres, M., Bedenlier, S., Bond, M. & Buntins, K. (Hrsg.). (2020). *Systematic Reviews in Educational Research.* Wiesbaden: Springer.
<https://doi.org/10.1007/978-3-658-27602-7>
- Zawacki-Richter, O., Marín, V. I., Bond, M. & Gouverneur, F. (2019). Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education – where are the educators? *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 16(1), 1–27. <https://doi.org/10.1186/s41239-019-0171-0>
- Zhang, K. & Aslan, A. B. (2021). AI technologies for education: Recent research & future directions. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 2, 1–11.
<https://doi.org/10.1016/j.caeai.2021.100025>
- Zheng, Y., Chen, J., Zhou, Z., Friedman, Z. & Blikstein, P. (2021). *Peeking into the AI Hype: Investigating Research Trends and Collaboration Dynamics in Artificial Intelligence in Education.* Proceedings of the 15th International Conference of the Learning Sciences - ICLS 2021, Bochum. Zugriff am 12.11.2021. Verfügbar unter: <https://repository.isls.org/handle/1/7437>

Zürcher, R. (2007). *Informelles Lernen und der Erwerb von Kompetenzen. Theoretische, didaktische und politische Aspekte* (Materialien zur Erwachsenenbildung, Bd. 2). Wien: Bundesministerium für Unterricht Kunst und Kultur Abt. Erwachsenenbildung V/8. Zugriff am 02.03.2021. Verfügbar unter: https://erwachsenenbildung.at/downloads/service/nr2_2007_informelles_lernen.pdf

Anhang

Anhang 1: Annäherung an das Thema im Rahmen der Vorstudie

Um einen besseren Zugang zum bereits grob definierten Themengebiet zu erhalten, die Praxis-Relevanz des Themas herauszufinden und die Forschungsfrage zu konkretisieren, wurden zwischen Januar 2019 bis Mai 2019 verschiedene informelle Gespräche geführt sowie Austausch-Sessions zum Thema KI in der Personalentwicklung mit Fokus auf Corporate Learning geleitet und besucht. Auch ein Selbstversuch mit einem adaptiven Lernsystem im Rahmen des Scil-Webinars «KI-basierte und adaptive Lernsysteme» im April/Mai 2019 gehörte zu einer ersten Annäherung an das Thema von Seiten Praxis. Die folgende Übersicht zeigt die geführten informellen Gespräche sowie die verschiedenen Austausch-Sessions:

Tabelle 85: Übersicht Austausche im Rahmen der Vorstudie
(eigene Darstellung)

Austausch-Sessions:	Informelle Einzelgespräche aus unterschiedlichen Perspektiven:
- März 2019: Corporate Learning Barcamp 2019 in Hamburg, Leitung einer 45-minütigen Session zum Thema 'KI im Corporate Learning – Brainstorming', Teilnehmende: ca. 20 Personen aus der Personalentwicklung und Lösungsanbieter - April 2019: Die Schweizerische Post in Bern, Leitung einer 60-minütigen Input- und Austauschsequenz für das Team Mitarbeitendenentwicklung der Schweizerischen Post zum Thema «KI-basierte und adaptive Lernsysteme», Teilnehmende: ca. 8 Personen aus der Personalentwicklung - April 2019: L&Dpro 2019 in München, Leitung einer 20-minütigen Session zum Thema 'KI im Corporate Learning: Blitzlichtrunde', 5 Personen aus der Personalentwicklung - Mai 2019: Corporate Learning Community Schweiz [CLCCH] in Bern, Teilnahme an einer 30-minütigen Session zum Thema 'KI in der Ausbildung?', geleitet von Stefan Schnegg, AXA Schweiz, Teilnehmende: 3 Personen aus der Personalentwicklung und ein Lösungsanbieter - Juni 2019: Doktorandenkolloquium IWP	Gespräche Seite Personalentwicklung: - Insel Gruppe, Migros IT, PostFinance, SBB, scil, Schweizerische Post, SIKA, Visana Gespräche Seite IT/Business-Anwendungen/Innovation: - Zwei Personen aus dem Bereich Innovation der Schweizerischen Post - Eine Person aus dem Bereich IT-Strategie/IT-Innovation der Schweizerischen Post Gespräche von Seiten Forschung: - Universität Fribourg, Professor für Computer Science - ETH Zürich, Doktorand im Bereich Robotik Gespräche an Messen mit Vertretern von Unternehmen, die KI-basierte Lösungen anbieten: - AI Coaching GmbH - Area9Lyceum - Degreed

Weiter konnte im Zeitraum vom Januar 2020 bis September 2020 aktiv in einer Forschungs & Entwicklungs-Gruppe des Elearning Journals zum Thema ‘Künstliche Intelligenz in der betrieblichen Bildung’ mitgewirkt werden. Dort vertreten waren Dr. Daniel Stoller-Schai, Dr. Martin Lindner, Fabia Hartwagner, Susanne Kollmeier.

Die Gespräche, die Sessions, die F&E-Arbeitsgruppengespräche sowie der Selbstversuch wurden bewusst informell gehalten und nicht formalisiert, damit offene und spontane Meinungen aufgenommen werden konnten. Die Erkenntnisse aus diesen Gesprächen und Sessions wurden anhand von Notizen festgehalten. Die daraus entstandenen Erkenntnisse sind somit nicht wissenschaftlich erhärtet, bilden aber eine wertvolle Grundlage für die weiteren Schritte des Forschungsvorhabens.

Aus allen diesen Begegnungen konnten folgende erste Erkenntnisse und Arbeitshypothesen gewonnen werden:

- Das Thema interessiert und bewegt. Es stösst auf offene Ohren und wird als relevant betrachtet.
- Wissen und Erfahrungen scheinen begrenzt zu sein.
- Das Thema weckt hohe, diffuse Erwartungen. In den Gesprächen können zwar verschiedene Ideen entwickelt, aber nicht konkretisiert werden.
- Umgesetzte Beispiele lassen sich wenige finden. In der Breite hat sich das Thema noch nicht durchgesetzt.
- Anbieter, welche ihre Lösungen mit KI anpreisen, definieren KI unterschiedlich (es reicht wenn es intelligent wirkt vs. «echtes» Machine Learning). Anwendungen im Unternehmenskontext scheinen häufig noch Pilot-Charakter zu haben.
- Das Thema KI in der Personalentwicklung mit Fokus auf Corporate Learning ist bisher weitreichend ununtersucht. Konkrete Umsetzungsbeispiele gibt es wenige, wenn man von Quasi-KI-Lösungen absieht.
- Mit KI als Überthema begibt man sich in einen Begriffsdschungel. KI wird in verschiedenen Disziplinen anders aufgefasst und es existiert keine einheitliche Definition. Es scheint viele Quasi-Experten zu geben. KI ist mehr ein Buzzword, das mit individuellen Inhalten befüllt wird, als ein abgestecktes Konzept und hat dementsprechend zuerst für das eigene Vorhaben definiert zu werden.
- Was definiert KI? Reicht es, wenn es intelligent wirkt für den Endnutzer oder müsste Machine Learning integriert sein? Was bedeutet Machine Learning? Werden solche Begrifflichkeiten nicht klar bestimmt, kann es zu Missverständnissen und unterschiedlichen Erwartungshaltungen führen.
- Das Thema Personalentwicklung wie auch KI wird also unterschiedlich interpretiert. So ist wahrscheinlich, dass zwei Gesprächspartner*innen ein völlig unterschiedliches Bild von KI und Personalentwicklung haben, wenn sie gemeinsam über mögliche Anwendungen und Entwicklungsszenarien sprechen. Personalentwicklung kann bspw. mit Wissensmanagement oder E-Learning gleichgesetzt, KI mit adaptiven Lernsystemen oder Cyborgs assoziiert werden. Auch ist

unklar, ab wann überhaupt von KI gesprochen werden kann/was KI denn überhaupt ist.

- Der Dialog, eine gemeinsame Sprache und die Zusammenarbeit zwischen Fachexperten (L&D) und technischen Experten scheint in diesem Thema unabdingbar, damit gute Lösungen entstehen können. Beide Seiten scheinen keine ausreichenden Kompetenzen zu haben, um die Kombination alleine herstellen zu können.
- Das Thema kann von Seiten Technologiepotenzial oder von Seiten Fachanforderungen aufgerollt werden. Ob das Thema von Seiten Technik oder Fach vorangetrieben wird, scheint dabei allerdings zweitrangig. Am Ende sollte es einen Match der beiden Seiten geben.
- Eine wichtige Frage, die es zu stellen gilt: Was wollen wir mit einer KI-Anwendung überhaupt bezwecken? Wie sollte Lernen aussehen, und wie kann KI dazu beitragen?
- Fokus Learning: Unterscheidung zwischen Input (Bedarfsanalyse) und Output (Lernanwendungen), auf beiden Seiten gibt es erste Anwendungsbeispiele, die Verknüpfung fehlt aber.
- Es gilt zwischen der reinen Digitalisierung von herkömmlichen Abläufen (Automatisierung) und disruptiven Ansätzen (Veränderung ganzer Wertschöpfungsprozesse) zu unterscheiden.
- Personalentwickler*innen sind auf der Suche nach Unterstützung im Bereich der Förderung von Lernkultur, selbstorganisiertem Lernen etc.
- Eine KI-Anwendung wirkt grundsätzlich modern, innovativ, fortschrittlich. Das Risiko, durch KI-Anwendungen veraltete Lehr- und Lernverständnisse wieder aufleben zu lassen oder ungewünschte Effekte zu erzielen, scheint aber reell.
- KI im Bereich der Bildung und insbesondere auch der Personalentwicklung scheint nur spärlich auf dem Radar von Investoren und Forschungsinstituten zu sein²⁰. Das könnte nicht zuletzt am Thema der Finanzierung liegen. Im Gegensatz zu Themen wie Supply Chain oder Medizinische Diagnostik, wo grosse Einsparpotenziale möglich sind, scheint die Personalentwicklung zu wenig Attraktivität zu haben. Nichtsdestotrotz tut die Personalentwicklung gut daran, sich selbst mit möglichen Auswirkungen zu befassen, um nicht überholt zu werden.

In der der Livesession des #CLSprints zum Thema «Machine Learning und Corporate Learning» am 12. Juli 2019 wurden zudem verschiedene Use Cases für Künstliche Intelligenz im Kontext von Corporate Learning vorgestellt und diskutiert:

²⁰ Vgl. beispielsweise auch Döbel et al. (2018, S. 135).

Tabelle 86: Erste Use Cases für KI im Kontext von Corporate Learning
(eigene Darstellung in Anlehnung an Jenewein, 2019)

Formell	Sozial	On the Job
Administrative Aufgaben	Empfehlungen von Peers	Assistent mit Anleitung & weiteren Ressourcen
Onboarding, Empfehlungen	Moderation von Communities inklusive Kuratieren	Assistent der Fragen beantwortet
Adaptiv Lernen	Coaching & Mentoring per Bot	Assistent führt Aufgaben aus

Bereits während der Diskussion dieser Use Cases während der Livesession des #CLSprints zum Thema «Machine Learning und Corporate Learning» wurden erste Bedenken aber auch Chancen formuliert, die mit den genannten Beispielen zusammenhängen. Während beispielsweise eine vollautomatisierte Erstellung von E-Learnings zu Effizienzgewinn in der Erstellung von Lerninhalten führen kann, ist zum Beispiel die Sprachqualität einiges schlechter. Dies gilt es abzuwägen. Bezeichnend ist auch, dass aktuell verschiedene kleinere Use Cases genannt werden, aber weniger grössere Projekte. Chatbots scheinen aktuell zu den gängigsten Use Cases zu gehören.

Aus allen diesen Quellen können folgende handlungsleitenden Schlussfolgerungen für das Forschungsvorhaben gewonnen werden:

- **Interdisziplinarität:** Eine kritische, interdisziplinäre Auseinandersetzung zum Thema KI in der Personalentwicklung scheint zentral. Das Thema sollte von technischer wie auch funktionaler Seite betrachtet und ein Brückenschlag hergestellt werden. Welche Ziele sollten verfolgt werden? Was ist wie erreichbar?
- **Gemeinsame Sprache:** Es ist für Gesprächspartner*innen schwierig, konkrete Vorstellungen zu KI für die Personalentwicklung zu formulieren. Dies meist aufgrund des fehlenden Vorwissens. Für die empirische Studien gilt es insbesondere, eine Gesprächsgrundlage zu schaffen und gut ins Thema einzuführen. Was ist KI, was ist Personalentwicklung?
- **Scope:** Eine Eingrenzung der Themen Personalentwicklung wie auch KI scheint unabdingbar, um fokussiert über mögliche Kombinationen sprechen zu können, ohne sich zu verzetteln. Es ist also wichtig, zu definieren und aufzuzeigen, über was man sprechen möchte und über was nicht. Welche Perspektive wird eingenommen? (Einsatz zu Personalentwicklungszwecken, nicht z.B. Auswirkungen auf die Gesellschaft, ...)

Die erste Annäherung an das Thema aus Praxis-Sicht zeigt, dass die Auseinandersetzung mit dem Thema KI in der Personalentwicklung mit Fokus auf Corporate Learning grundsätzlich aus den verschiedenen Perspektiven als relevant erachtet wird. Genaue Vorstellungen existieren aber noch wenige. Auch sind verschiedenste Fragen aufgeworfen worden, die heute noch unbeantwortet sind. Es kann also eine klare Wissens- und Kompetenzlücke an der Schnittstelle zwischen KI und Personalentwicklung ausgemacht

werden. Der Blick in die Praxis stützt insofern auch die Ergebnisse der Studien von beispielsweise Seufert et al. (2018) oder Tuomi (2018) und gaben vertiefte Einblicke zum Sachverhalt. Obwohl die Schnellebigkeit, uneinheitlichen Definitionen und Unvorhersagbarkeit bezüglich KI, sowie das geringe technische Vorwissen von Seiten Forscherin ein gewisses Risiko für das Dissertationsvorhaben bergen, lohnt sich die Auseinandersetzung mit KI aus der Perspektive der Personalentwicklung.

Anhang 2: Verzeichnis informeller Gespräche während Dissertationsphase

Um einen möglichst breiten und offenen Blick wahren zu können, wurden während der Dissertationsphase informelle und häufig spontane Austausche mit Experten aus Wissenschaft und Praxis initiiert, um das Forschungsthema besser explorieren und verstehen zu können sowie Gedankengänge spiegeln zu können. Diese Gespräche, welche bewusst informell gehalten wurden, trugen dazu bei, blinde Flecken aufzudecken und das Thema aus verschiedenen Perspektiven zu reflektieren. Ausserdem wurden im Rahmen der Fallstudienakquisition verschiedene KI-basierte Lösungen betrachtet und besprochen.

Alle diese Gespräche beeinflussen den Forschungsprozess, da sie das Wissen der Forscherin prägen. Deswegen werden zentrale Gespräche transparent in der nachfolgenden Übersicht aufgeführt. Es handelt sich nicht um sämtliche Austausche, aber um solche, welche bewusst zum Zwecke der Fallstudienakquise oder des Einholens von verschiedenen Sichtweisen organisiert wurden, der Austausch zum Thema KI im Kontext von Corporate Learning im Zentrum stand und mindestens 30 Minuten dauerten.

Tabelle 87: Gesprächsverzeichnis informelle Austausche
(eigene Darstellung)

Nr.	Datum	Gesprächspartner*innen	Unternehmen
1	Mär 21	Alexander Lieder	Skillfill
2	Mär 21	Dr. Cäcilie Kowald	Time4You
3	Mär 21	Daniel Hong	Area9 Lyceum
4	Mär 21	Jan Fölsing	Hochschule Pforzheim
5	Mär 21	Juan Lagrange	Sunlight.is
6	Mär 21	Kevin Groh	Valamis
7	Mär 21	Max Elster	Starmind
8	Mär 21	Prof. Dr. Nele Graf	Mentus GmbH

9	Mär 21	Rico Wyder	Degreed
10	Mär 21	Saban Ünlü	NetTrek
11	Mär 21	Sven Semet	Assima
12	Apr 21	Dr. Ambros Scope	Zurich Insurance Group
13	Apr 21	Emmerich Stoffel	Swisscom
14	Apr 21	Dr. Hartmut Wilke	Birds on Mars
15	Apr 21	Holger Bräunlich	Valamis
16	Apr 21	Dr. Sirkka Freigang	Robert Bosch
17	Jun 21	Dr. Charles Camarda	Ehem. NASA
18	Jun 21	Jari Järvelä	Valamis
19	Jul 21	Christopher Gerdowsky	Gloat
20	Jul 21	Harry Novic	Rocky.AI
21	Jul 21	Patrick Coelle	Tandemploy
22	Aug 21	David Sack	BetterUp
23	Aug 21	Emma Weber	Coach M
24	Aug 21	Francesco Mantovani	Procter & Gamble
25	Sep 21	Serena Bolt	Starmind

Wichtige Aussagen aus den Gesprächen wurden im Rahmen von Feldnotizen festgehalten und reflektiert. Die Gespräche im Rahmen der Fallstudienuntersuchung, der Experteninterviews der Studie I sowie die Aufführung der Corporate-Learning-Entscheidungsträger*innen für die Praxisvalidierung der Forschungsergebnisse sind in separaten Verzeichnissen festgehalten und hier nicht aufgeführt.

Anhang 3: Explorative Experteninterviews: Gesprächsverzeichnis

Tabelle 88: Expertenauswahl für explorative Experteninterviews
(eigene Darstellung)

	Schnittstelle KI/Personalentwicklung	Datum	Transkript Gegen- check
Forschung	Prof. Dr. Niels Pinkwart , Wissenschaftlicher Direktor des Educational Technology Labs des Deutschen Forschungszentrums für Künstliche Intelligenz (DFKI)	19.02.2020	ja
	Prof. Dr. Claudia de Witt , Professorin für Bildungstheorie und Medienpädagogik an der Fernuniversität in Hagen, Forschungspartnerschaft mit EdTech Lab des Deutschen Forschungsinstituts für Künstliche Intelligenz (DFKI) zur Erforschung des Einsatzes von „Künstlicher Intelligenz“ (KI) in der Hochschulbildung	4.03.2020	ja
Schnittstelle Forschung/Praxis	Dr. Christoph Meier , Geschäftsführer scil – swiss competence centre for innovations in learning, Universität St.Gallen	5.02.2020	nein
	Dr. Jochen Robes , Berater für Einführung und Optimierung von HR und Corporate Learning Angeboten, Schwerpunkt: Bildungstechnologien/EdTech und Knowledge Management/Seit 2003 Betreiber des mehrfach ausgezeichneten Weiterbildungsblog/Vertretungsprofessur „Corporate Learning“ am Medien-campus in Dieburg für vier Semester seit April 2018	27.01.2020	nein
Praxis/Anbieter	Thomas Jenewein , Business Development Manager SAP Education Mittel & Ost-Europa - Internet und Informationstechnologie, setzt sich intensiv mit dem Thema Künstliche Intelligenz und Corporate Learning auseinander	18.11.2019	nein
	Markus Herkersdorf , Geschäftsführer der TriCAT GmbH	4.03.2020	ja

Anhang 4: Explorative Experteninterviews: Guidelines und Interviewleitfaden

Grundinformationen zu den explorativen Experteninterviews:

- Scope: Fokus des Interviews ist der Einsatz von KI in der Personalentwicklung mit Schwerpunkt auf Themen rund um betriebliche Weiterbildung, Lernen im Kontext der Arbeit, Kompetenzentwicklung von Mitarbeitenden.
- Interview-Sprache: Hochdeutsch
- Device: Telefon oder Skype
- Dauer: 45 bis 60 Minuten
- Interview-Leitfaden: Bei der Anfrage werden ausgewählte Hauptfragen bereits mitgesendet. So ist es den Expert*innen möglich, sich einzudenken. Dadurch ist die Chance auf vertiefende Erkenntnisse höher. Der ganze Interview-Leitfaden wird aber nicht versendet, damit das Gespräch besser spontan gesteuert und als Austausch geführt werden kann.
- Kurzfragebogen: wird zu Beginn des Interviews eingesetzt, damit dort enthaltene Informationen auch für den Hauptteil des Interviews referenziert werden können. Der Kurzfragebogen wird vor dem Interview bereits so weit wie möglich ausgefüllt und muss nur noch vom Interviewpartner/der Interviewpartnerin ergänzt werden.

Fragebogen:

Begrüßung und Einleitung zum Experteninterview

Begrüßung und Bedankung	- Bedankung für die Zeit und den Willen, einen Beitrag zu leisten - Kurzer Hintergrund zum Interview, bevor das eigentliche Interview startet (siehe unten)
Kurze Vorstellung	- Name, beruflicher Hintergrund, Doktorandin am Institut für Wirtschaftspädagogik an der Universität St.Gallen - Vorstudie mit Forschungsplan abgegeben, Recherchen gestartet - Experteninterviews als ein wichtiges und grundlegendes Element im Forschungs-Design - Gründe für die Auswahl: Experten an Schnittstelle von Forschung und Praxis sowie an der Schnittstelle von KI und Personalentwicklung, die sich mit dem Thema auseinandersetzen, Interviewpartner/in wurde über Netzwerk empfohlen
Ziele des Interviews	- Deutung und Informationsgewinnung - Exploratives Interview. Soll nichts testen, ist breit angelegt «Erkundung des Feldes» - Aspekte aufdecken, welche die parallel laufende Literaturrecherche ergänzen oder auch doppeln - Schärfung der Forschungsfrage, Identifikation von besonders relevanten Lücken, Hinweise für spannende Fallstudien - Hauptfrage: «Wie kann KI erfolgreich in der Personalentwicklung mit Fokus auf Corporate Learning eingesetzt werden?»
Prämissen zum Gesprächsrahmen	- <i>Möglichst keine persönliche/normative Färbung von Seiten Forscherin, damit Resultate nicht von Vorwissen geprägt werden, höchstens aufnehmen, was vom Experten/von der Expertin bereits publiziert ist, um Zeit zu sparen und keine Redundanzen zu schaffen.</i> - <i>Angenehme Gesprächssituation schaffen</i> - <i>Experten klar als Experten positionieren, in «Consulting-Rolle» schlüpfen lassen</i>

Ablauf des Interviews	- Start mit dem Kurzfragebogen - Kurze Einführung in den thematischen Scope des Interviews mittels PPTX-Slide - Start mit erzählungsgenerierenden Stimulus und Durcharbeitung des Hauptfragebogens - Schluss: Ausblick und Abmachung Handhabung der Daten
Klärung von Rahmenbedingungen (Zeit, Gesprächsaufnahme, Anonymität)	- Dauer: ca. 45 bis 60 Minuten, kommt auf die Antworten an. - Abfragen: Wir haben uns 60 Minuten Zeit reserviert. Falls mehr als 60 Minuten benötigt werden: was wäre die späteste Zeit für das Interviewende? - Transkription wird auf Wunsch zugesendet, Endergebnis wird zugesendet - Datenverwendung: es wird keinen 1:1 Bezug geben, Name wird höchstens im Interviewverzeichnis erwähnt, im Falle eines 1:1 Bezuges wird Rücksprache gehalten.

Kurzfragebogen/Angaben zur Person

Bereits vorformulieren und absegnen lassen.

	Recherchen	Ergänzungen Interviewpartner/in
Vorname, Name		
Unternehmen		
Position/Funktion		
In dieser Position seit		
Andere wichtige Positionen		
Bezug zu KI/PE		
Aktuelle Themen/Steckenpferde	<i>Direkt beantworten lassen, Zweck: Eisbrecher</i>	

Einführung in den Scope des Experteninterviews/thematische Einstimmung

Perspektive, die besonders interessiert	- Wie kann KI für betriebliche Weiterbildung, Lernen im Kontext der Arbeit, Kompetenzentwicklung eingesetzt werden in Unternehmen, was bedeutet das für die Mitarbeitenden und die Personalentwicklung. - Nicht: wie verändern sich Berufsbilder oder wie können KI-Kompetenzen aufgebaut werden.
Verständnis von Personalentwicklung im Sinne des Forschungsvorhabens	- Begriff wird im Forschungsvorhaben eher eng gefasst, es geht im Kern um das Thema Bildung. - Interessensgebiet ist nicht die Berufsbildung - Themen wie betrieblichen Weiterbildung, Lernen im Kontext der Arbeit, Kompetenzentwicklung stehen im Vordergrund. - Dabei aber bewusst nicht nur den Fokus auf klassisches Lernen, sondern das ganze Spektrum rund um das Thema Kompetenzentwicklung. - Wie kann KI im Bereich betriebliche Weiterbildung, Lernen im Kontext der Arbeit, Kompetenzentwicklung von Mitarbeitenden eingesetzt werden (was ist neu daran für den Lerner/die Lernerin)? - Wie kann KI von Personalentwickler/innen oder auch Corporate Learning Professionals eingesetzt werden (was ist neu daran für die Rolle der Personalentwickler/innen und dazugehörige Prozesse)?

	<i>Kurzes Zeigen des Symbolbilds für Personalentwicklung (Zweck: Framing/Gesprächsgrundlage schaffen, Scope verdeutlichen):</i> Begründung für die Symbolbild-Auswahl: eingänglich, verständlich, symbolisch Symbolbilder zum Verständnis von Personalentwicklung Betriebliche Weiterbildung, Lernen im Kontext der Arbeit, Kompetenzentwicklung von Mitarbeitenden Becker, 2013, p. 185; Meier, Bäcker, & Seufert, 2018, p. 7
Verständnis von Künstlicher Intelligenz im Sinne des Forschungsvorhabens	– Wird bewusst offengelassen, je nach Auffassung des Interviewpartners – Wichtige Eingrenzung: kurz- bis mittelfristig realistische, heute absehbare Szenarien (Stand heute bis Stand in fünf Jahren), längerfristige Ausblicke auch spannend, aber mehr als Ergänzung – (eigene, als Back up: Narrow KI, mehr als nur Machine Learning)

Interview-Leitfaden: Hauptteil

Logik des Fragebogen-aufbaus:

- Von breiteren Fragen zu tieferen
- Von einfacheren Fragen zu schwierigeren

Zweck: Schaffung eines angenehmen Gesprächsklimas

Ziel der Einstiegsfrage: breiter Bogen spannen, Expert*in erzählen lassen, Expert*in die Schwerpunkte des Gesprächs setzen lassen

Bemerkung: «erfolgreich» wird bewusst aus der Initialfrage entfernt, damit eine breitere Antwortmöglichkeit möglich ist

Gliederung	Inhalt
Einstiegsfrage: „Erzählungs-generierender Stimulus“	Wie kann KI im Kontext von Corporate Learning eingesetzt werden? Zur Erinnerung: Der Fokus des Forschungsinteresses liegt auf der betrieblichen Weiterbildung, Lernen im Kontext der Arbeit, Kompetenzentwicklung.
Hauptfragen	<i>Auffassung von Künstlicher Intelligenz</i> – Wie würden Sie Künstliche Intelligenz für den Kontext von Personalentwicklung definieren?

	– Wie entscheiden Sie, ob ein Thema unter Künstliche Intelligenz fällt oder nicht? – Was fällt unter KI? – Was fällt nicht unter KI? – Welches sind aus Ihrer Sicht die wichtigsten KI-Technologien für die Personalentwicklung? – Wenn Sie an Personalentwicklung mit Fokus auf Kompetenzentwicklung in Kombination mit KI denken, welche Anwendungen und Szenarien sind Ihnen bekannt? – Welche sind kurzfristig realistisch? – Welche sind mittelfristig realistisch? – Welche sind langfristig realistisch? – Welchen schreiben sie überhöhte Erwartungen zu? – In welchen Feldern haben Sie bereits eigene Erfahrungen gesammelt? – In welchen Feldern kennen Sie Unternehmen oder Personen, welche sich damit befassen? – Wer konkret? – Welche dieser Entwicklungen finden Sie persönlich am spannendsten? – Welches sind aus Ihrer Sicht die grössten Veränderungen/Wirkungen auf das Thema Corporate Learning/Kompetenzentwicklung, welche durch KI-Lösungen entstehen? – Mit Blick auf Bildung, Lernen etc./aus pädagogischer Sicht? – Spezifisch für die Rolle der Mitarbeitenden, die etwas lernen wollen – Spezifisch für die Rolle von Personalentwickler*innen, welche das Thema Kompetenzentwicklung/Lernen verantworten – Spezifisch in Bezug auf die Führung – Spezifisch für Unternehmen – Auswirkungen auf die Wertkette – Zusammenfassend: Was ist wirklich neu daran? – Wo befinden wir uns in unbekanntem Terrain? <i>Wechseln wir auf die Meta-Ebene.</i> – Reflexion: Wo sehen Sie Chancen, wo Gefahren? – Für den/die Lerner*in – Für Personalentwickler*innen – Für Unternehmen – Unternehmenskontext: Was sind aus Ihrer Sicht Faktoren, welche zu einem Erfolg oder zu einem Misserfolg von KI-Systemen in der Personalentwicklung führen können? – In der Phase Entscheidung

	– In der Phase Umsetzung/Einführung – In der Phase Einsatz <i>Ab hier: bewusst die Consulting-Rolle wahrnehmen</i> – [Praxis] Zusammengefasst: Welche Ratschläge würden Sie Unternehmen/Personalentwicklungsabteilungen zum Umgang mit dem Thema KI mitgeben? – was, wann und wie angehen? – [Wissenschaft] Wenn Sie in meine Rolle schlüpfen würden: welche Fragestellung oder welches Phänomen würden Sie in diesem breiten Themenfeld gezielt untersuchen? – Was wären spannende Fallstudien? – Warum? – Ich weite meinen Untersuchungsradius mit dem Schneeballprinzip aus. Welche Personen, Unternehmen oder auch andere Quellen kennen Sie, die für mich als weitere Quellen interessant sein könnten?
Back-up-Fragen	– Kuratieren, Lernbegleitung, adaptive Lernsysteme, Erkennen von Bedarfen und Validierung von erworbenen Kompetenzen... welche Szenarien sehen Sie zusätzlich? – Welchen der erwähnten Themen sprechen Sie aktuell die höchste Relevanz zu?
Letzte Frage:	Bevor wir das Interview abschliessen: Haben wir etwas noch nicht besprochen, das Sie noch erwähnen möchten?

Schluss des Interviews:

Was sind die Wünsche bezüglich Umgang mit den gewonnenen Daten?	Vorschlag nächster Schritt: - Zusendung der Transkription
Abschliessende Bemerkungen und weiteres Vorgehen	- Die Interviews werden alle ausgewertet und zusammengefasst - Erkenntnisse werden geteilt, Zeithorizont noch offen

Vielen Dank für das Gespräch.

Informationen zum Pretest:

- Person Nr. 1: befasst sich mit KI und Personalentwicklung
- Person Nr. 2 befasst sich mit qualitativen Forschungsmethoden

Der Pretest hat zu folgenden Anpassungen geführt:

- Offenheit in Bezug auf KI gewährleisten: keine Vorannahmen kommunizieren, lediglich eine eigene Auffassung bereithalten, falls das Gespräch ansonsten nicht funktioniert. Einziger Hinweis, der den Expert*innen mitgegeben werden soll: Betonung der kurz- und mittelfristigen Perspektive, sodass nicht über General-AI philosophiert wird, sondern näher an der Umsetzung diskutiert wird.
- Personalentwicklung gut auf den zu untersuchenden Bereich eingrenzen; dafür ein eingängliches, schnell verständliches Bild verwenden („setting boundaries“). So kann das Gespräch besser gelenkt werden und es kann ein gemeinsames Verständnis zum Gegenstand geschaffen werden. Dafür werden zwei veranschaulichende Modelle zu Beginn des Interviews gezeigt: Kontinuum an verschiedenen Lernformen (Meier, Bäcker & Seufert, 2018, S. 7) sowie Funktionszyklus der Personalentwicklung (M. Becker, 2013, S. 185). Es wurde darauf verzichtet, feingliedrigere Strukturierungshilfen zu integrieren, um das Thema breit andiskutieren zu können.
- Ausweichmöglichkeit: Falls kein direkter Bezug zu Corporate Learning in einer Fragestellung möglich ist, auf verwandte Disziplinen wie Hochschulkontext ausweichen.
- Gesprächsöffner in den Kurzfragebogen einbauen, um ein positives Gesprächsklima zu schaffen: „Was beschäftigt aktuell besonders?“
- Zusammenfassung der Fragen, Kürzung des Bogens
- Verschiedene Anpassungen in Bezug auf die Klarheit der Fragestellung, Reihenfolge und Wording

Anhang 5: Explorative Experteninterviews: Kategoriensystem

- **Definition_KI**; Wie würden Sie Künstliche Intelligenz für den Kontext von Personalentwicklung definieren?
- **Anwendungen_Szenarien**; Wenn Sie an Personalentwicklung mit Fokus auf Kompetenzentwicklung in Kombination mit KI denken, welche Anwendungen und Szenarien sind Ihnen bekannt?

- **Veränderungen;** Welches sind aus Ihrer Sicht die grössten Veränderungen/Wirkungen auf das Thema Corporate Learning/Kompetenzentwicklung, welche durch KI-Lösungen entstehen?
- **Chancen; Gefahren_Challenges;** Reflexion: Wo sehen Sie Chancen, wo Gefahren?
- **Erfolgsfaktoren;** Unternehmenskontext: Was sind aus Ihrer Sicht Faktoren, welche zu einem Erfolg oder zu einem Misserfolg von KI-Systemen in der Personalentwicklung führen können?
- **Empfehlungen;** Zusammengefasst: Welche Ratschläge würden Sie Unternehmen/Personalentwicklungsabteilungen zum Umgang mit dem Thema KI mitgeben?
- **Forschungsfragen;** Wenn Sie in meine Rolle schlüpfen würden: welche Fragestellung oder welches Phänomen würden Sie in diesem breiten Themenfeld gezielt untersuchen?
- **Experten_Quellen;** Ich weite meinen Untersuchungsradius mit dem Schneeballprinzip aus. Welche Personen, Unternehmen oder auch andere Quellen kennen Sie, die für mich als weitere Quellen interessant sein könnten?
- **Kernaussagen;** eine Kategorie für Aussagen, welche speziell hervorstechen.

Anhang 6: Systematische Literaturstudie: Wissenschaftliche Zeitschriften

Die Selektion der zu untersuchenden Journals basiert auf anderen Literatur-Reviews im Bereich HRD, AIED und EdTech. Der Direktbezug zu den Themen Bildung, Lernen, Kompetenzentwicklung im Personalentwicklungskontext stand im Vordergrund. Durch die zweite Suche via Datenbanken bestand die Möglichkeit, weitere relevante Publikationen, zum Beispiel aus dem E-HRM- und HRM-Bereich, in den Literatur-Review aufzunehmen. Renz et al. (2020, S. 16) beschreiben die folgenden drei Journals als die relevantesten im AIED-Bereich: International Journal of Artificial Intelligence (IJAIED), Computer and Education und International Journal of Emerging Technologies in Learning. Im Gegensatz zu den Suchsträngen, die in der Datenbanksuche verwendet werden und sich auf die Titel beschränken, wird in der Direktsuche innerhalb der gesamten Texte gesucht.

Die folgenden wissenschaftlichen Zeitschriften wurden im Rahmen der Direktsuche analysiert:

Tabelle 89: Wissenschaftliche Zeitschriften für die Direktsuche
(eigene Darstellung)

Wissenschaftliche Zeitschrift	HRD	EdTech	Als zentrale Zeitschrift identifiziert von
Academy of Management Learning & Education	X		Eigene Ergänzung, aufgrund der Passung
Advances in Developing Human Resources	X		Torraco & Lundgren, 2020, S. 44; Werner, 2014, S. 132–133
British Journal of Educational Technology		X	Xie et al., 2019, S. 2–3
Computers & Education		X	Renz et al., 2020, S. 16; Xie et al., 2019, S. 2–3; Zawacki-Richter et al., 2020, S. 20
Educational Technology Research and Development		X	Xie et al., 2019, S. 2–3
Educational Technology Society		X	Xie et al., 2019, S. 2–3
European Journal of Training & Development	X		Torraco & Lundgren, 2020, S. 44; Werner, 2014, S. 132–133
Human Resource Development	X		Torraco & Lundgren, 2020, S. 44
Human Resource Development International	X		Torraco & Lundgren, 2020, S. 44; Werner, 2014, S. 132–133
Human Resource Development Quarterly	X		Torraco & Lundgren, 2020, S. 44; Werner, 2014, S. 132–133
Human Resource Development Review	X		Torraco & Lundgren, 2020, S. 44; Werner, 2014, S. 132–133
Human Resource Management	X		Torraco & Lundgren, 2020, S. 44; Werner, 2014, S. 132–133
Interactive Learning Environments		X	Xie et al., 2019, S. 2–3
International Journal of Advanced Corporate Learning, IJAC	X		Eigene Ergänzung, aufgrund der Passung
International Journal of Artificial Intelligence in Education		X	Renz et al., 2020, S. 16; Zawacki-Richter et al., 2020, S. 20
International Journal of Emerging Technologies in Learning		X	Renz et al., 2020, S. 16; Zawacki-Richter et al., 2020, S. 20
International Journal of Learning Analytics and Artificial Intelligence for Education		X	Eigene Ergänzung, aufgrund der Passung

International Journal of Learning Technology, IJLT		X	Eigene Ergänzung, aufgrund der Passung
International Journal of Training and Development	X		Torraco & Lundgren, 2020, S. 44
Journal of Computer Assisted Learning		X	Xie et al., 2019, S. 2–3
Journal of Management Education	X		Werner, 2014, S. 132–133
Journal of Workplace Learning	X		Torraco & Lundgren, 2020, S. 44
Management Learning	X		Werner, 2014, S. 132–133
New Horizons in Adult Education	X		Torraco & Lundgren, 2020, S. 44
The International Review of Research in Open and Distributed Learning		X	Eigene Ergänzung, aufgrund Google-Ranking eLearning
The internet and higher education		X	Eigene Ergänzung, aufgrund Google-Ranking eLearning

Anhang 7: Systematische Literaturstudie: Suchstränge

Tabelle 90: Suchstränge zur Datenbanksuche
(eigene Darstellung)

	Synonyme/Search Strings	Muss im Titel vorkommen	Muss irgendwo im Text oder im Titel vorkommen	Quellen für die Stichworte ²¹
Thema				
Thema: String 1 (ausführlich)	"AI" OR "KI" OR "artificial intelligence" OR "Künstliche Intelligenz" OR "Machine Learning" OR "maschinelles Lernen" OR "machine intelligence" OR "intelligent support" OR "intelligent virtual reality" OR "chat bot*" OR "automated tutor" OR "personal tutor*" OR "intelligent agent*" OR "expert system" OR "neural network" OR "natural language processing" OR "adaptive learning" OR "Conversational Learning" OR "adaptive learning systems" OR "Intelligent Tutoring systems" OR "intelligent learning systems"	x		
Thema: String 2 (fokussiert)	"AI" OR "KI" OR "artificial intelligence" OR "Künstliche Intelligenz"	x		Nascimento et al., 2018,

²¹ Die Stichworte wurden durch eigene Synonyme ergänzt.

				S. 3 ²² ; Zawacki- Richter et al., 2019, S. 5 ²³
AND				
Kontext				
Kontext: String 1: nur PE	"HRD" OR "Human Resource* Development" OR "HRD" OR "Corporate Learning" OR "Professional Development" OR "Corporate Training" OR "Personalentwicklung" OR "Personalentwickler" OR "betriebliche Bildung" OR "betriebliche Weiterbildung" OR "Lernen im Kontext der Arbeit" OR "Workplace Learning" OR "Lernen am Arbeitsplatz" OR "Weiterbildung" OR "Erwachsenenbildung" OR "Adult Education" OR "Kompetenzentwicklung"		x	
Kontext: String 2: PE & HR Hinweis: e- HRM ist mit "HR» bereits miteinges- chlossen	"Education" OR "HR" OR "HRM" OR "Human Resource* Management" OR "Personalwirtschaft" OR "Human Resource* Development" OR "HRD" OR "Corporate Learning" OR "Professional Development" OR "Corporate Training" OR "Personalentwicklung" OR "Personalentwickler" OR "betriebliche Bildung" OR "betriebliche Weiterbildung" OR "Lernen im Kontext der Arbeit" OR "Workplace Learning" OR "Lernen am Arbeitsplatz" OR "Weiterbildung" OR "Erwachsenenbildung" OR "Adult Education" OR "Kompetenzentwicklung"	x		
Kontext: String 3: PE & HR (fokussiert)	"Human Resource Management" OR "HRM" OR "HR" OR "Personalentwicklung" OR "HRD" OR "Weiterbildung" OR "Education"			

Kommentare:

- Die Suchbegriffe werden je nach ihrer Verwendung in Deutsch und/oder Englisch formuliert.
- Boolesche Operatoren: AND und OR werden verwendet, auf SAME und NEAR wird verzichtet.

²² "Artificial Intelligence" OR "Neural Network" OR "Cognitive Computing" OR "Deep Learning" OR "Machine Learning" OR "Fuzzy Logic" OR "Learning Algorithm" OR "Genetic Algorithm" OR "Evolutionary Algorithm" OR "Expert Systems" OR "Time Series Forecasting" OR "Genetic Programming" OR "Symbolic Regression"

²³ "artificial intelligence" OR "machine intelligence" OR "intelligent support" OR "intelligent virtual reality" OR "chat bot*" OR "machine learning" OR "automated tutor" OR "personal tutor*" OR "intelligent agent*" OR "expert system" OR "neural network" OR "natural language processing"

- Herausforderung: «Learning» als Suchwort funktioniert nicht, da es in Machine Learning vorkommt, aber auch in Corporate Learning. Es wurden deswegen aussagekräftige Synonyme und verwandte Begriffe verwendet.
- Robotic Process Automation (RPA) wurde bewusst ausgeschlossen, da dies mehr im Bereich Automation liegt und nicht modern AI entspricht.

Wie bereits im Hauptteil der Forschungsarbeit beschrieben wurde, führte eine Fokussierung der Suche auf die Personalentwicklungsforschung zu einer zu geringen Trefferquote. Diese Aussage stammt aus den folgenden Suchen, welche als initiale Suchen Mitte März durchgeführt wurden:

“Personalentwicklung” OR “human resource development” OR “HRD”

AND

"AI" OR "KI" OR "artificial intelligence" OR "Künstliche Intelligenz" OR "Machine Learning" OR "maschinelles Lernen" OR "machine intelligence" OR "intelligent support" OR "intelligent virtual reality" OR "chat bot*" OR "automated tutor" OR "personal tutor*" OR "intelligent agent*" OR "expert system" OR "neural network" OR "natural language processing" OR "adaptive learning" OR "Conversational Learning" OR "adaptive learning systems" OR "Intelligent Tutoring systems" OR "intelligent learning systems"

- Web of Science: nur 1 Treffer, dieser ist nicht relevant
- Metasuche Universität St.Gallen: 118 Treffer, allerdings keine passenden, da kein ausgewiesener Corporate Learning Bezug

Für die Google Scholar Suche wurde ein kürzerer Suchstring gewählt, da der umfassende die Maximalanzahl der Suche überschreitet.

("AI" OR "KI" OR "artificial intelligence" OR "Künstliche Intelligenz" OR "Machine Learning" OR "maschinelles Lernen") AND ("Personalentwicklung" OR "HRD")

Google Scholar: initiale Treffer: 14'500 (ohne Zitate und Patente), allerdings nicht zielgenau, kein bis wenig Bezug zu KI als Hauptfokus. Eine thematische Eingrenzung der Suche mit einer Kombination der Suchbegriffe im Titel führte hingegen zu keinen Treffern.

Somit ergaben sich mit dieser Suchstrategie keine passenden Treffer in Web of Science, der Metasuche Unisg und Google Scholar, im Suchzeitraum 2010 – 2020. Entsprechend wurde die Suche auf die finale Suchstrategie ergänzt, welche oben bereits beschrieben wurde.

Anhang 8: Systematische Literaturstudie: Finale Literatúrauswahl

Die folgende Tabelle zeigt die Struktur der 31 wissenschaftlichen Publikationen, welche im Rahmen der systematischen Literaturstudie final ausgewählt wurden:

Tabelle 91: Textkorpus für Literaturanalyse
(eigene Darstellung)

			Kontext des In- halts		Qu- el- len- art					La- nd			Dis- zip- lin des ers- ten Au- tors ²⁴			Art des Bei- tra- gs		
Au- tor (Jahr)	HR M	HR D	Ed- Tech/A IED	Zeit schr ift	Ko- nfe- ren- z	Buc- hbe- itra- g	Eu- rop a ²⁵	Asie n ²⁶	Af- rik a & Mit- tler- er Os- ten ²⁷	Pa- zi- fik ²⁸	Am- erik a ²⁹	Ed- Tech/A IED	Com- pu- ter Sci- ence/ IS	Manage- ment/ HRM/HRD/ WPL	Heal- th/ Soci- al Wor- k	Ko- nze- pt	Re- vie- w	E- mp- iris- ch
Alene zi und Faisal (2020)			x	x					x				x				x	
Ana- nd- havall i und Areej (2020)			x	x					x				x			x		
R. Baker (2016)			x	x							x	x				x		
Bas- ham (2019)			x	x							x				x	x		
Cio- lacu et al. (2019)			x		x		x						x			x		
Cope et al. (2020)			x	x							x	x				x		x
Da- niel			x	x						x		x				x		

²⁴ Ausschlaggebend war der First Author des Beitrags.

²⁵ Deutschland, Estland, Finnland, Grossbritannien, Rumänien, Schweden, Schweiz

²⁶ China, Hong Kong, Indien

²⁷ Kuwait, Saudi-Arabien, Türkei

²⁸ Australien, Neuseeland

²⁹ Kanada, Nordamerika

(2019)																	
Dillenbourg (2016)			x	x			x					x				x	
Duboulay (2019)			x	x			x					x				x	
Hrastinski et al. (2019)			x	x			x					x				x	
Kay (2012)			x		x					x			x			x	
Keller et al. (2019)			x		(x)		x					x					x
Kose (2015)			x			x				x			x				x
Kreutzer und Sirrenberg (2020 a)	X					x	x							X			
Kumar et al. (2014)			x	x							x		x			x	
Ley (2020)		x		x			x							x		x	
Perrotta und Selwyn (2019)			x	x						x		x					x
Pinkwart (2016)			x	x			x					x				x	
Popenici und Kerr (2017)			x	x						x		x				x	
Qiu und Zhao (2019)	X			x						x				X		x	
Randhawa und Jacks		x		x							x				x	x	

on (2020)																		
Renz et al. (2020)			x	x			x					x				x		
Richa rds und Dignu m (2019)			x	x					x				x			x		
Roll und Wylie (2016)			x	x						x	x						x	
Sauk- konen et al. (2019)	X				x		x							X				x
So- my- üre k (2015)			x	x					x			x					x	
Sub- rahma nyam und Swa- thi (2018)			x		x			x					x			x		
Tamb e et al. (2019)	X			x						x				X		x		
Timm s (2016)			x	x					x			x				x		
Xie et al. (2019)			x	x				x					x				x	
Za- wa- cki- Rich- ter et al. (2019)			x	x			x					x					x	
Total	4	2	25	24	5	2	11	3	4	6	7	16	8	5	2	22	6	3

Anhang 9: Systematische Literaturstudie: Kodierung

Die nachfolgende Grafik zeigt den Analyseprozess, der in der systematischen Literaturstudie verfolgt wird. “Das Durchlaufen einer festgelegten Abfolge von Schritten gewährleistet die Systematik, während die unterschiedlichen Möglichkeiten, diese Schritte konkret zu realisieren, die Gegenstandsangemessenheit des Verfahrens sichern” (Schreier, 2014, S. 17).



Abbildung 67: Ablaufschema einer inhaltlich strukturierenden Inhaltsanalyse
(eigene Darstellung in Anlehnung an Kuckartz, 2018, S. 100)

Das gewählte Vorgehen orientiert sich hauptsächlich am Werk von Kuckartz (2018) und den Diskussionen sowie Inhalten des Kurses ‘Qualitative Research Methods and Data Analysis’ an der ‘Global School in Empirical Research Methods’ im Januar 2020, durchgeführt durch Paul Mihas. Die Datenauswertung erfolgt in ATLAS.ti. Die Hauptkategorien werden deduktiv gebildet, die Subkategorien induktiv. “Während es beim Kodieren erster Ordnung um eine erste Erschliessung und Öffnung des Materials geht, baut das Kodieren zweiter Ordnung analytisch auf dem Kodieren der ersten Ordnung auf, strukturiert dieses und setzt Schwerpunkte” (Stamann et al., 2016, S. 9).

Schritt 1: Initiierende Textarbeit

Die Texte wurden mit den folgenden Merkmalen/Meta-Angaben verschlagwortet (via Dokumentengruppen-Funktion in ATLAS.ti), damit auch anhand dieser Angaben Auswertungen möglich sind.

- Art der Suche: Suchmaschine, Direktsuche
- Kontext: Unternehmenskontext, Higher Education, Schule, Allgemein
- Jahr
- Land des Erstautoren
- Art der Studie: Empirisch, Review, Konzeptionell
- Angabe, ob der Beitrag eine konkrete Definition von Künstlicher Intelligenz beschreibt

Schritt 2: A Priori Kategorienbildung: thematische Hauptkategorien

Wie beim Vorgang der qualitativen Datenanalyse üblich, werden in einem ersten Schritt A Priori Kategorien gebildet. Diese erschliessen sich aus den zugrundeliegenden Review-Forschungsfragen. Wie Kuckartz (2018, S. 67–72) aufzeigt, hat die Festlegung der Hauptkategorien einen zentralen Einfluss auf das Resultat des Forschungsprozesses. Allerdings ist selten der Fall, dass nur eine offensichtliche Lösung für ein Hauptkategoriensystem besteht. Umso wichtiger ist eine begründete Herleitung. Um ein möglichst adäquates Hauptkategoriensystem bilden zu können, sind vor allem zwei Kriterien wichtig. Zum einen das Kriterium der Erschöpftheit sowie die Orientierung an den Forschungsfragen. In einem Codebook werden die Hauptkategorien mit ihren Beschreibungen festgehalten. Auf einen Kodierungs-Leitfaden wird verzichtet, da es sich bei der vorliegenden Analysearbeit um eine Einzelleistung handelt und somit nicht von anderen Personen umgesetzt werden muss.

Als Strategie wurde eine deduktiv-induktive Kategorienbildung gemäss Kuckartz (2018, S. 95) gewählt. Der Vorteil ist, dass aufgrund einiger wenigen Hauptkategorien, welche deduktiv aufgrund der Review-Forschungsfragen abgeleitet werden, der Textkörper in sinnvolle kleinere Einheiten aufgeteilt werden kann. Dies hilft, eine erste Komplexitätsreduktion vorzunehmen. Da es sich um eine explorative Analyse handelt, wird durch die induktive Erstellung von Subkategorien ermöglicht, neu auftretende Erkenntnisse aufgrund der Bearbeitung des Datenmaterials aufzunehmen.

Ein zentrales Qualitätsmerkmal für ein Kategoriensystem ist, dass die Kategorien disjunkt/trennscharf und vollständig/erschöpfend sein sollen, so dass nicht zu viele Aussagen in eine “Sonstiges” Kategorie fallen (Kuckartz, 2018, 67, 85).

Es handelt sich um übergeordnete Kategorien, welche in einem nächsten Schritt weiter ausdifferenziert werden. Sie orientieren sich stark an den Review-Forschungsfragen. Damit die spätere Ausdifferenzierung zweckmässig möglich ist, werden sämtliche Codes auf ganze Sätze oder Absätze angewendet, damit bei der textübergreifenden Analyse jeweils der Kontext verstanden werden kann. Dieses Vorgehen entspricht auch der

Empfehlung von Kuckartz (2018, S. 84), der die Kodierung von ganzen Sinneinheiten und mindestens ganzen Sätzen empfiehlt. Eine kodierte Textstelle bildet somit jeweils eine Sinneinheit (Kuckartz, 2018, S. 104). Ausnahmen bilden Personen oder Schlagworte (Kuckartz, 2018, S. 43). Nicht-relevante Textabschnitte werden nicht kodiert (Kuckartz, 2018, S. 102).

Wie von Kuckartz (2018, S. 102) empfohlen, wird das entwickelte Hauptkategoriensystem mit einer Teilmenge der zu untersuchenden Texte getestet. Es werden fünf möglichst heterogene Artikel (Art des Artikels etc.) ausgesucht, um das Code-Schema zu verfeinern, bevor es auf sämtliche Texte angewendet wird. Ein wichtiger Hinweis, ob die Erschöpftheit erreicht ist bietet die Tatsache, wie viele Textstellen mit “Sonstiges”, oder im Falle dieser Studie mit “Aussagen_varia” kodiert sind. Nach dem Testlauf wurden aufgrund der Erfahrungen Anpassungen am ursprünglichen Hauptkategorien vorgenommen³⁰. Das Resultat ist das folgende:

Aussagen_Zeit (Thema auf der Zeitschiene)
Problem_Statement
AI_general
AI_EDU
Reflektion_befürwortend (PROs)
Reflektion_kritisch (CONs)
Rolle_HRD
Empfehlungen_Tipps_Erfolgsfaktoren
The_Unknown
Theorien

Abbildung 68: Hauptkategorien
(eigene Darstellung)

Neben den 10 Hauptkategorien wurden drei Hilfskategorien erstellt, welche dem Forschungsprozess behilflich sind.

- Direktzitate_Highlights
- Aussagen_varia

³⁰ Schritt 1 hat zu einer Auswahl an 15 möglichen primären Codes geführt. Allerdings wird empfohlen, mit 5 bis 9 Hauptkategorien zu starten (Paul Mihás, GSERM, Januar 2020), um einer Verzettlung vorzubeugen. Die Ausdetaillierung innerhalb der Codes erfolgt erst in Schritt 4 des Ablaufschemas nach Kuckartz (2018, S. 100). Die 15 identifizierten Hauptkategorien wurden auf 10 kondensiert.

– Grafiken

Der zweite Testdurchlauf mit zehn der insgesamt 31 Publikationen und dem neuen Hauptkategoriensystem zeigte sich als praktikabel. Es mussten nur noch kleine Änderungen bei drei Codes vorgenommen werden. Es handelte sich dabei um Erweiterungen bei den folgenden Codes: Theorien_Pedagogies; Rolle_HRD & Teachers; Aussagen_Zeit_AIEDU.

Schritt 3: Codieren des gesamten Materials mit den Hauptkategorien

Verwandte Felder/Referenzen wie beispielsweise “elearning” oder “MooC”, welche in einem Text erwähnt werden aber nicht direkt auf die Review-Forschungsfragen einzahlen, werden In Vivo kodiert, damit sie wieder auffindbar wären, falls sie zu einem späteren Zeitpunkt referenziert werden müssten und damit ein breiteres Wissensnetzwerk mit verwandten Themen gespannt werden kann.

Auch wenn gewisse Textpassagen auf zwei Codes gepasst hätten, bspw. “1_AI_EDU” und “1_Reflexion_kritisch”, so wurde versucht, möglichst nur einen Code zu verwenden, um im Rahmen der Hauptkategorien nicht zu viele Doppelspurigkeiten zu generieren. Erst die induktive Runde mit Kodierung anhand der Subkategorien hat zu mehrfach kodierten Textabschnitten geführt. Die Texte wurden grosszügig kodiert, so dass keine Informationen verloren gehen, die zu einem späteren Zeitpunkt plötzlich doch relevant werden, da sich der Kenntnisstand der Kodiererin auch verändert. Das Ausschliessen von Inhalten kann bei Bedarf zu einem späteren Zeitpunkt erfolgen.

Während des deduktiven Kodierens wurden neue Erkenntnisse und spannende Gedanken laufend mitgeschrieben. Diese wurde entweder für die induktive Erstellung von Subkategorien oder bereits für die Auswertung zu den einzelnen Review-Forschungsfragen festgehalten.

Schritt 4: Zusammenstellen aller mit der gleichen Hauptkategorie codierten Textstellen

Pro Hauptkategorie wurde ein Report in ATLAS.ti erstellt, um die gesammelten Sinneinheiten textübergreifend studieren zu können.

Schritt 5: Induktives Bestimmen von Subkategorien am Material

Für die induktive Bestimmung der Subkategorien wurde bereits während dem Kodieren mit dem Hauptkategoriensystem und dem Lesen der Hauptkategorien-Reports Gedanken zu möglichen Subkategorien, Mustern und Interpretationshilfen anhand von Notizen festgehalten. Der erste Kodierungsdurchgang mit den Hauptkategorien hat zu rund 1300 kodierten Sinneinheiten geführt. Dazu wurden 82 Subkategorien entwickelt.

Schritt 6: Kodieren des kompletten Materials mit dem ausdifferenzierten Kategoriensystem

Das Hauptkategoriensystem gemeinsam mit dem Subkategoriensystem und den Code-Gruppen bildet das ausdifferenzierte Kategoriensystem. Jede Sinneinheit wurde auf ihre Passung auf die Subkategorien geprüft und denjenigen Subkategorien zugeordnet, welche als besonders treffend eingeschätzt wurden. Dies fand in der Netzwerkansicht von ATLAS.ti statt.

Schritt 7: Einfache und komplexe Analysen, Visualisierungen

Für ‘die letzte Meile’ der Auswertung wurden die gebildeten Hauptkategorien in ein Excel kopiert und feingranular ausgewertet, um pro Themenbereich eine gute Übersicht zu haben. Die feingranulare Aufsplittung der Texte hatte zum Vorteil, gezielte Aussagen auf einen Code ausfindig zu machen. Auf der anderen Seite hat sich die Schwierigkeit gezeigt, dass die Einzelaussagen nicht mehr im Kontext des ursprünglichen Artikels betrachtet werden, und so eine gewisse Kontextlosigkeit mit sich bringen. Deswegen wurden für den finalen Auswertungsreport die Texte auch noch einmal als Ganzes durchgelesen, um zu überprüfen, ob die Hauptaussagen und der Sinn korrekt erfasst werden konnte und wirklich alle zentralen Aussagen eingearbeitet werden konnten.

Anhang 10: Marktanalyse

Die nachkommende Tabelle zeigt das Resultat einer ausführlichen Recherche zu Anbietern, welche im Februar 2021 gestartet und bis Juli 2021 erweitert wurde. Die aufgeführten Anbieter bieten eine KI-basierte Lösung im Bereich der Personalentwicklung an, oder gehören zu vielzitierten Anwendungen im Schulkontext. Die Tabelle diente als Ausgangslage für die Fallstudienakquisition (siehe Abschnitt 8.2.1), und wurde zudem für die Erstellung der Anwendungsübersicht (siehe Abschnitt 7.5.3) beigezogen. Kriterium für die Aufnahme in die Übersicht waren ein Bezug zu Corporate Learning, und eine Eigenbezeichnung oder eine Erwähnung von einer Drittpartei als KI/AI-Lösung, oder eine prominente Diskussion im Schulkontext.

Tabelle 92: Longlist potenzielle Corporate-Learning-KI-Anbieter Stand Juli 2021
 (eigene Darstellung in Anlehnung an Ahmed, 2018; Bersin, 2018; Bersin, 2021; Crunchbase.com, Juli 2021; Dastugue, 2018; Dhawan & Batra, 2021; diverse informelle Gespräche im Frühling 2021; eLearning Journal Suche im Februar 2021; Experteninterviews im 2020; Grassmann & Schermuly, 2021; HRToday Suche im Februar 2021; personalwirtschaft.de Suche im Februar 2021; Stoller-Schai, 2020a; Swiss EdTech Collider Suche im Februar 2021)

LMS/LXP/Kuratieren/SkillsTech/ Talent Marketplaces	365Talents Axonify BetterUp Bridge Cornerstone mit Skill Graph & Clustree Degreed** EdCast Filtered Fuel50 Gloat Huneety IBM Your Learning Microsoft Viva NetTrek & Eagle5 Sunlight.is Valamis** Workday mit Skill Cloud
Online Education Resources	Coursera edX** LinkedIn Learning mit Glint Udacity**
Adaptive Lernsysteme/Learning Reinforcement/KI-Tutoren und andere Bots	ALEKS* Ambit.ai** Area9** ASSISTments* Card2Brain Coachbot Cognitive Tutors von Carnegie Learning*/** CorpAcademy Degree Compass Domoscio Duolingo** Ed the Bot von SAP** Eggheads Jill Watson* Knewton*/** Knowledge Fox Knowledge Navigator** Magma Learning Memrise ReminDo Smart Sparrow Squirrel.AI*/** Taskbase TeamDrill Time4you Quantum Adaptive Learning

Performance/Listening Tools	CultureAmp Glint
Coaching	ADP BetterUp BetterWorks Bravely Bunch.Ai CoachHub Ezra Humanyze Impraise LeaderAmp LeadX Lyra Peakon PocketConfidant.com Pluma (owned by Skillsoft) Reflektiv Rocky.AI SoundingBoard Spring Health Torch Ultimate Software Voixen Zugata usw ³¹ .
Wissensmanagement	Microsoft VIVA Starmind
Quizzes	Quillionz Quizco Quizlet
3D, XR	Tricat**
Weitere	100Worte Amplify DeepL** Medallia Microsoft Azure People-Analytix Precire (in Liquidation) Protus 2.0 Q°emotion Skillfill.ai Synthesia.io Textio Vocasee Volley.com** Wildfire

*vielzitierte Anwendungen im Hochschulbereich

**in den explorativen Experteninterviews erwähnt

³¹ weitere mit LeaderAmp vergleichbare Anbieter finden sich hier: <https://sourceforge.net/software/product/LeaderAmp/alternatives>, zuletzt abgerufen am 23.02.2022

Aufgrund der Unübersichtlichkeit und Schnelllebigkeit des Marktes kann und soll nicht garantiert werden, dass die Auflistung vollständig ist. Zudem wurde die Analyse mit Blick auf den amerikanischen und europäischen und weniger auf andere Märkte gelegt. Es wurden zudem nur deutsche und englische Quellen einbezogen. Zudem begrenzte sich die Recherche auf kostenfreie Informationsquellen. Ob die Lösung tatsächlich der KI-Auffassung dieser Arbeit entspricht und tatsächlich ein KI-basiertes System ist, wurde nicht in allen aufgeführten Fällen überprüft. Die Marktanalyse wurde gestoppt, nachdem drei geeignete Fälle für die Fallstudienuntersuchung gefunden, und zu den verschiedenen übergeordneten Themengebieten von Corporate Learning verschiedene Beispiele gefunden werden konnten. Somit ist durchaus wahrscheinlich, dass noch einige weitere Anbieter auf dem Markt existieren, auch wenn sie in dieser Tabelle nicht abgebildet sind.

Interessant ist, welche Faktoren bei der Marktanalyse von KI-Anbietern für Corporate Learning erschwerend wirken, und somit auch zum Einflussfaktor der Intransparenz des Marktes beitragen. Zum einen gilt es zwischen Anbietern zu unterscheiden, welche KI als Inhalt oder KI als Anwendung anbieten. In dieser Forschungsarbeit war nur Letzteres von Interesse. Zum anderen bezeichnen sich Anbieter als KI-Anbieter, obwohl sie reine skript- und regelbasierte Lösungen anbieten, und kein Machine Learning im Einsatz haben. Im Gespräch mit solchen Anbietern hat sich herauskristallisiert, dass diese Entscheidung bewusst getroffen wird, da beispielsweise Konversationen aus ihrer Sicht noch nicht passgenau simuliert werden können mit ML-Lösungen. Es zeigt sich, dass verschiedene KI-Auffassungen auf dem Markt vertreten sind. Zudem ist entsprechend der Moving Target Thematik von KI-Bezeichnungen auffällig, dass vermutlich Anbieter Machine Learning im Einsatz haben, dies aber nicht ausweisen. Der Reifegrad der KI-Bestandteile der Angebote, sowie die Tatsache, ob der KI-Anteil marginal oder zentral für die Lösung sind, unterscheidet sich je nach Anbieter stark.

Eine umfassende Analyse an sich auf dem Markt befindenden KI-basierten Systemen im Bildungskontext bietet die Publikation von Ahmad et al. (2020). Sie umfasst hauptsächlich Anwendungen, welche auf den Schulkontext ausgerichtet sind. Die Detailbeschreibungen zu den einzelnen Anbietern können direkt in Ahmad et al. (2020) nachgelesen werden. Sie wird hier aufgeführt, da sie für interessierte Bildungsforschende interessant sein könnte, und einen breiteren Blick auf KI im Bildungskontext bieten, als die engere und für diese Forschungsarbeit relevante Auswahl für Corporate Learning.

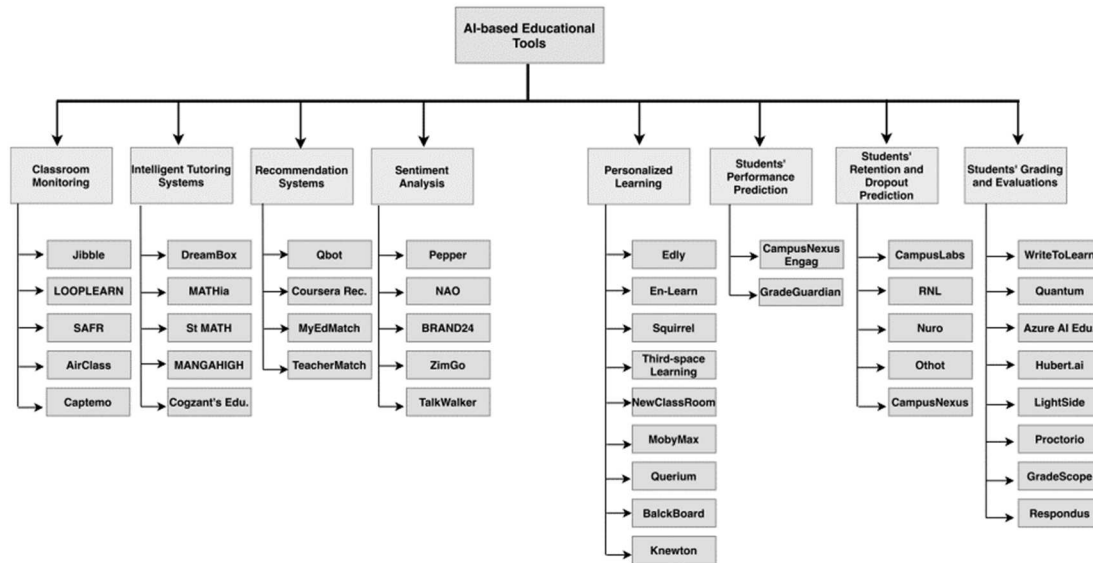


Abbildung 69: Anbieter-Übersicht Schulkontext
(Darstellung in Anlehnung an Ahmad et al., 2020, S. 21)

Kurzbeschreibung aktueller Stand des EdTech-Markts:

Renz et al. (2020, S. 19) führen aus, dass grosse Tech-Firmen wie Amazon, Facebook oder Google einen beachtlichen Beitrag zum aktuellen Fortschritt leisten, und durch ihre Investitionen in KI-basierte Systeme auch das Lern- und Lehrverhalten beeinflussen werden. R. Baker (2016, S. 602) weist auf ein Paradox hin. Er beschreibt, dass diejenigen Anwendungen, welche bereits skaliert genutzt werden, nicht das volle Potenzial repräsentieren, das eigentlich Stand heute durch KI-basierte Lösungen möglich wäre. Gleichzeitig sind Leuchttürme nicht breit bekannt. Mit Blick auf die deutsche Hochschullandschaft bemerken Keller et al. (2019, S. 20), dass sich die Bemühungen aktuell mehr um allgemeine Digitalisierungsbemühungen fokussieren, und das Thema der KI vorwiegend für administrative und einfache Prozesse betrachtet wird. Die Autoren konnten gemäss eigenen Aussagen fast keine Evidenz finden, dass KI-Systeme für Bildungszwecke eingesetzt werden in der deutschen Hochschullandschaft. Wenn, dann sind die Anwendungen auf einzelne Departemente beschränkt. Zu diesen Beispielen gehören personalisiertes Lernen, automatisches Feedback und Beratung, sowie Assistenz durch humanoide Roboter (Keller et al., 2019, S. 20). Von einem systematischen und flächendeckenden Einsatz und normativen Umgang mit KI-basierten Systemen scheint die deutsche Bildungslandschaft gemäss den Autoren noch weit entfernt (Keller et al., 2019, S. 21). Zu einem ähnlichen Schluss kommen Renz et al. (2020, S. 25–26) mit Blick auf den europäischen EdTech-Markt. Ihre Analyse ergibt, dass es wenige Beispiele von echter KI im EdTech-Sektor gibt, da sich die meisten Anbieter auf einfache Statistik oder skriptbasierte Anwendungen beschränken. Die Autoren können weiter

keinen kausalen Zusammenhang zwischen dem allgemeinen Marktwachstum des Ed-Tech-Markts und dem Wachstum an KI-basierten Lösungen herstellen. Als Gründe für den langsamen Fortschritt sehen sie eine zurückhaltende und skeptische Nachfrageseite. Zum einen fehlt vielerorts eine passende Infrastruktur, aber auch Bedenken in Bezug auf Datenschutz, Datenhoheit und Ethik scheinen Barrieren für einen schnelleren Fortschritt zu sein. Von ganzen Ökosystemen und einem systematischen und breitflächigen Ansatz in Bezug auf den KI-Einsatz in Hochschulbildung und Personalentwicklung scheint noch ein langer Weg zu liegen. Eine weitere Quelle, welche sich mit dem Ed-Tech-Markt befasst und einen Bericht zuhanden des UK Departments of Education, ist diejenige der Autoren Zaidi et al. (2018). Die Autoren stellen in Bezug auf AIED eine geringe Nachfrage auf dem Markt, wenig Visibilität und Existenz von AIED-Anbietern, wenig Transparenz über die tatsächlichen KI-Bestandteile, hohe Initialkosten für die Entwicklung von solchen Systemen und Unsicherheiten in Bezug auf den Mehrwert als Haupteckdaten heraus (Zaidi et al., 2018, S. 82–85).

Anhang 11: Übersicht ergänzende Praxis-Literatur

Die untersuchte wissenschaftliche Literatur im Rahmen der Literaturstudie, welche sich schwerpunktmäßig auf den formellen Weiterbildungskontext bezieht, verdeutlicht, dass die Orientierung am Hochschulkontext eine zu enge Linse für Personalentwicklungsthemen bietet. Corporate Learning umfasst teilweise vergleichbare, aber zusätzlich auch weitere Funktionen, Aufgaben und Rollen, welche in Kombination mit KI relevant sind. Diese Lücken werden in einschlägiger Praxis-Literatur bereits thematisiert. Die untenstehenden Autoren thematisieren Anwendungen von KI in der Personalentwicklung mit Fokus auf Corporate Learning. Für die Analyse und Erfassung von Stand heute thematisierten Anwendungen von KI-basierten Systemen im Corporate Learning Kontext wurde die folgende Praxisliteratur untersucht und an passenden Stellen in der Forschungsarbeit, insbesondere bei der Erstellung der Anwendungsübersicht, eingearbeitet.

- diverse Publikationen von Dr. Christoph Meier, Prof. Dr. Sabine Seufert & scil
- Bersin (2021) & weitere Publikationen dieses Autors
- Erpenbeck und Sauter (2015, ab S. 32)
- Foelsing und Schmitz (2021)
- Jenewein (2018)
- Liebert und Talg (2019)
- Stoller-Schai (2020a)
- Brown et al. (2020) (EDUCAUSE)

- Siepmann (2019) (eLearning Journal Benchmark Reports mit Fokus auf KI)

Eine weitere zentrale Quelle/Publicationsart sind Berichte von internationalen Organisationen wie die Europäische Kommission, UNESCO oder das World Economic Forum. Zudem veröffentlichen diverse Anbieter von KI-basierten Systemen im Kontext von Corporate Learning Whitepapers und andere Publikationen zum Thema, wie beispielsweise Area9, Domoscio, IBM, LeaderAmp oder Valamis.

Obwohl diese Publikationen nicht über die systematische Literaturrecherche aufgefunden werden konnten, und mehrheitlich praktischer Natur sind, stellen sie eine wertvolle Ergänzung der wissenschaftlichen Beiträge dar. Durch ihre klare Ausrichtung auf den Corporate Learning Kontext vermögen die Inhalte dieser Publikationen die Corporate Learning Spezifika aufzunehmen, und die Übersicht an Anwendungen mit Beispielen zu ergänzen, welche in der AIED-Literatur bis anhin wenig Eingang gefunden haben.

Anhang 12: Fallstudienuntersuchung: Übersicht der analysierten Dokumente

IBM: The following documents were found through research on IBM's website or were provided by interviewees.

Tabelle 93: Document index case study A: YourLearning@IBM
(own figure)

Source type	Classification	Reference
Book chapter	public	(Marten, 2021), IBM "Your Learning" - how new rules of the game are transforming learning.
Presentation	internal	(IBM, 2021), Building a Skills-Driven Organization
Presentation	public	(G. Fuller & Cassarino, 2020), The Journey of Learning
Websites incl. subpages	public	(IBM Your Learning Website, 2021a) (IBM Your Learning Website, 2021b)
White paper	public	(IBM, 2017a), IBM's Your Learning and Watson-Together a game changer in learning
White paper	public	(IBM, 2017b), Reinventing Corporate Learning
White paper	internal	(IBM, 2020), Artificial Intelligence in IBM Your Learning

Domoscio and IFCAM: The following documents were found through own research on Domoscio's or IFCAM's website or were provided by the interviewees and Hélène Joly.

Tabelle 94: Document index case study B: Domoscio@IFCAM
(own figure)

Source type	Classification	Reference
White Paper	Public	(Domoscio, 2020a), Defining adaptive learning. Behind the Scenes.
White Paper	Public	(Domoscio, 2020b), Integrating adaptive learning. A technical approach.
Video	Public	(Praly, 2020), AI & Education: Individualized learning paths, EPFL, Benoit Praly
Video	Public	(Domoscio Video, 2020) Smart Data for learning
Excel Sheets	Internal	Provided by Vanessa Dastugue on 16 July 2021
Business Case	Internal	(Domoscio, 2013), Implementing Domoscio HUB at IFCAM
Video	Public	(Domoscio Video, 2021) Elearning Expo Show
Websites of Domoscio	Public	(Domoscio Website, 2020) (Domoscio Website, 2021a)

		(Domoscio Website, 2021b) (Domoscio Website, 2021c) (Domoscio Website, 2021d) (Domoscio Website, 2021e)
Websites of IFCAM	Public	(IFCAM Website, 2021a) (IFCAM Website, 2021b)
IFCAM Blog	Public	(IFCAM Blog, 2018) (IFCAM Blog, 2019a) (IFCAM Blog, 2019b) (IFCAM Blog, 2020)
Website of Groupe Crédit Agricole	Public	(Groupe Crédit Agricole Website, 2021)

LeaderAmp and CoachNet: The following documents are published on LeaderAmp's or CoachNet's website or were provided by the interviewees.

Tabelle 95: Document index case study C: LeaderAmp@CoachNet
(own figure)

Source type	Classification	Reference
Free E-Book	public	(Barney & Madigan, 2018)
Free E-Book	public	(Barney & Madigan, 2019)
Free E-Book	public	(Barney et al., 2019)
Free E-Book	public	(Barney et al., 2020)
Video	public	New Innovations for Unbiased and Explainable AI
Websites of LeaderAmp	public	https://www.leaderamp.com/evaluation https://www.leaderamp.com/corporate (LeaderAmp Website, 2021b)
Websites of CoachNet	public	(CoachNet Website, 2021a) (CoachNet Website, 2021b) (CoachNet Website, 2021c)

Anhang 13: Fallstudienuntersuchung: Guidelines & Interviewleitfaden

Im Vorfeld an die Interviews wurden die Hauptfragen an die Interviewpartner*innen versendet. Diese wurden je nach Interviewpartner*in und bereits gewonnenen Erkenntnissen aufgrund der vorangegangenen Interviews leicht angepasst. Das folgende Beispiel verdeutlicht die Art der im Vorfeld an die Interviewpartner*innen gesendeten Hauptfragen:

- The rational: Going back in time: What were the main reasons/hopes to invest in an AI-based solution (name of solution) for learning & development purposes?
- Description of roll-out: How did the roll-out process look like? What were the most important steps?
- Barriers/Challenges: What were the barriers in implementing the AI-based solution (focus on AI-related challenges)? How did you overcome them? Which obstacles still occur?
- Success Factors: Which success factors supported (and continue to support) a successful implementation/usage of the AI-based solution?
- Reflection on the solution and its impact on the learners as well as the L&D/HRD department: What are game changing factors about using machine learning for learning purposes?

Wie die Vorausfragen, wurden auch die Interview-Leitfäden pro Interviewpartner*in personalisiert. Auch hier spielte eine Rolle, welche Erkenntnisse bereits aus vorangegangenen Interviews erhoben werden konnte, in welcher Rolle die Interviewpartner*innen am Interview teilnahmen, und um welche Lösung in welchem Kontext es sich handelte. Der nachfolgende Interviewleitfaden steht beispielhaft für alle anderen teilweise angepassten Interviewleitfäden. Die Interviews wurden in Deutsch oder Englisch geführt.

Welcome and introduction to the interview

Welcome and thanks for the willingness to participate	Thank you for your time and willingness to contribute.
Brief introduction of the researcher and the research project	- Before the actual interview starts, a short background to the interview.
Goals of the interview	- As you already know, this interview is part of my Ph.D. case study, which addresses the implementation of AI-based solutions in corporate learning. The findings should help other L&D departments that are interested in embracing AI for corporate learning purposes.
Reference to interviews that have already been held	- I have already interviewed XYZ last week, and you are my XYZ interview partner. I am also in contact with XYZ.

Use of data	- Use of data: I will analyze all the data, write a case and send it to all involved parties before publication. The case will be published as part of my doctoral thesis, possibly also in other publications.
Premises about the framework of the conversation	- The interview flow is based on the central questions sent out in advance, but it is intended to be an open conversation, and I will guide the flow of the conversation accordingly
The course of the interview	- Start with some questions about the interview partner - Short check about a common understanding of AI - A broad question to introduce the main topic, then more in-depth questions - o Decision process (purpose, technology push, or business pull) - o Implementation process (success factors, obstacles) - o Evaluation of the solution - o Role of HR development (new/changed tasks)
Clarification of general conditions (time, recording of conversation, anonymity)	- Do we have to be sharply done by XYZ pm, or do we have a few minutes more? When do we have to end at the latest? - To be able to transcribe and analyze, I am going to record our conversation. I will now start the recording.

Short questionnaire/personal data

First of all, I would like to ask a few questions about yourself to interpret your answers correctly.

EN	Prepared entries based on preliminary information & additions by interview partner
Name	
Has worked in the company since	
Position/function	
In this position since	
How/in which role have you been involved in implementing XYZ? (past and present)	
So that I can understand what the statements in the interview refer to. What was the scope of the roll-out? All employees and all countries of XYZ or parts?	
Can you briefly explain how the responsibility for XYZ is organized at XYZ today? Which department is responsible?	
Understanding of AI In this case study, AI, or AI-based solution, means the parts of the solution with a self-learning component. Those parts work with data and become more effective over time. I am interested in aspects that apply today or in the near future. Is this simplified explanation all right from your point of view, or would you like to add something here to this definition?	

Introduction to the scope of the interview/thematic introduction/framing

I am particularly interested in how the decision-making and adoption process took place, which success factors and barriers emerged and which factors and barriers have emerged and what recommendations for action can be derived from this.

In addition, I am interested in the role of human resources development in the implementation process and the support and further development of the solution.

In the case of multifunctional solutions: The data-based part is of interest—the one with machine learning.

Important: The solution is already known to me and has already been presented to me (in each case by the coordinating persons or another person). This means: I would like to focus your answers on your experience, opinions, and reflections, and less on the description of functionalities of XYZ because I can get this info elsewhere.

The central part of the interview

Open-ended, broad entry question: "Narrative-generating stimulus."	We start with a question that is intentionally kept entirely open. Please tell me the story of the introduction of XYZ from your perspective. In the sense of: "Once upon a time..." How did the implementation process go? What were the most important steps?
Purpose/decision process	A few years back, what were the main reasons to invest in an AI-based solution (XYZ with machine learning) for learning & development purposes? Perceived need/problem: What were the main hopes associated with introducing this solution? Previous practice: What were the most significant changes from previous practice triggered by the introduction of this solution? What were the most important criteria at that time? Was this purpose fulfilled? Where would there still be potential?
	Who decided to invest in such a solution? What can you tell me about the decision process? What were the most significant doubts?
Implementation process	<i>Let us talk a bit more about the roll-out.</i>
	What was the roll-out strategy? How was the roll-out set up? Which target groups were distinguished? (Full version, pilot, ...)
	What was the communication strategy for the launch of XYZ? What kind of communication measures did you take during the roll-out? What were the main messages? What content had to be given special attention? Keyword: data security, ...
	Which stakeholders had to be given special attention during the roll-out? Who had to be convinced? Did trade unions play a role?
Users	
	What are the most significant advantages and disadvantages for users?
	Have measures been taken to promote the acceptance of XYZ? Have measures been taken to create incentives to use XYZ? Do promoters support the implementation of eLearning? Is there a network of change agents?
	How did you accompany the introduction process in the sense of evaluation? Evaluation concept: Which accompanying measures were used/will be used? What are the results?
	What specific challenges have arisen on the technical side

Success factors/barriers	
	Success Factors: Which success factors supported (and continue to support) a successful implementation/usage of XYZ?
	Barriers/Challenges: What were the barriers in implementing XYZ (focus on AI-related challenges, data-related challenges)? How did you overcome them? Which obstacles still occur?
	What resistance arose? From whom? If you had to contrast: What were/are the most critical voices, what the most praising?
	How difficult is the solution to use and understand from your point of view? Where did the most explaining and guiding have to be done?
	How compatible were the new solution with XYZ's values and general work conditions?
AI specifics	<i>AI-based solutions are said to have their unique challenges. I am thinking here, for example, of:</i> - Bias? - Traceability? - Transparency? - Ethics in general - Data security and privacy
	What measures/actions are you taking in this regard?
The solution, its newness strengths, and weaknesses	<i>Added value for the facilitation of learning...</i>
	In your opinion: What are the main game-changing factors about using machine learning within XYZ? - For your employees - For learning professionals How has the use of XYZ changed the way of learning at XYZ? What new tasks do learning professionals have regarding an LXP with machine learning algorithms?
	What is already going very well? How is the success of this solution made visible Where do improvements still need to be made? What additions or further developments would be desirable?
	Tech only: What does the current technological infrastructure for data collection and analysis look like at [case organization]? Please describe it in detail.
Roel of L&D, augmentation	<i>My next question is very much about the role of the learning professionals. The people who are responsible for L&D at XYZ.</i>
	What are the most significant advantages and disadvantages for L&D?
	How was PE trained, informed, ... to be able to work with XYZ?
	How do you organize the operation of the solution? What tasks are involved, and which people/departments are involved?

	What new activities have you been involved in since the idea was first conceived, up to its introduction, and now in operation? Which activities became less?
	What contribution does human resource development make to the improvement/training of the AI-based solution?
	How is HR development specifically involved in developing the AI-based solution?
	What (significant) changes have been made to the system since the first implementations? Why?
	What are other governance issues central to the management of this AI-based solution?
To the point	<i>A personal conclusion/learning and tips</i>
	What is your personal learning about the introduction of this solution? Learning: If you could turn back time or tackle a new project: What would you do differently?
	What advice would you give to other companies considering a possible implementation of an AI-based solution for learning purposes?
A look into the future	<i>Let us take a look at the near future.</i>
	What further developments of XYZ do you expect to see?
	What other uses of AI-based solutions in human resource development are emerging in your view? What do you see as scenarios that could occur in the medium term?
Further sources of information	I have already spoken to XYZ and XYZ and have scheduled additional people. In order to get as rich a picture as possible: Who else might have important information for me? Whom can you recommend as another interview partner? Do you have documents, presentations, etc., for me that could be interesting for my research?
Open-ended final question	We have talked about a big topic in a short time. In conclusion to this conversation, what else do you think is crucial for me to know? OR I was able to ask you my most important questions. Is there anything else you would like to tell me?
Further procedure	The interviews are all evaluated and summarised. I will get back to you to approve the analysis/texts. Findings are shared, time horizon still open: – Certainly: in the monograph in 2022 – Possibly in further publications If I have any further questions following our conversation, could I get back to you?
Expression of thanks	Thank you very much for your time. I highly appreciate that.

Anhang 14: Fallstudienuntersuchung: Hauptkategoriensystem

Tabelle 96: Hauptkategoriensystem in den Fallstudien
(eigene Darstellung)

Ableitung	Kodierung	Definition	Ankerbeispiele
1:1 Bezug zu den Forschungsfragen der Fallstudienuntersuchung	1_Purpose_Reasons _Decision	Nennungen, welche die Gründe und den Zweck der Einführung der KI-basierten Lösungen beschreiben/welche Einblick in die Entscheidungsprozesse geben und/oder welche die Hoffnungen in Bezug auf die Einführung der KI-basierten Lösungen beschreiben.	“I was looking for a company which can help me to optimize the training, optimize the time.” (B1_12:1)
1:1 Bezug zu den Forschungsfragen der Fallstudienuntersuchung	2_SuccessFactors _Barriers	Nennungen, welche auf Faktoren hinweisen, welche die Einführung und den Erfolg einer KI-basierten Lösung im Kontext von Corporate Learning begünstigen oder erschweren.	“That would also be my first advice or lessons learned from such a global implementation. Make sure that you build out your ecosystem and you don't need to necessarily have everybody on board at the beginning, but start showing the benefits to the business” (A2_5:6)
1:1 Bezug zu den Forschungsfragen der Fallstudienuntersuchung	3_Competences_HRD _Role_of_HRD _Augmentation	Nennungen, welche die Kompetenzen und Rollen von HRD im Rahmen der Einführung und Arbeit mit KI-basierten Lösungen besprechen und/oder auf das Thema Augmentation eingehen.	“The Learning and Development Department, I think what they need is to have someone that is not an AI technical expert, not a data scientist, but someone that actually understand what could be done with AI to help them to create business cases, functional business cases, saying, OK, we should go and try and explore this.” (B2_13:45)
Aspekt, welcher aufgrund der Sichtung der Materialien besonders untersuchenswert erscheint.	4_What's new	Nennungen, welche gezielt die Veränderungen thematisieren, welche mit einer KI-basierten Lösung einhergehen.	“We completely had to rethink how we were bringing content and learning to our clients through our engagement with our clients, which, you know, our internal business leaders and from the business leaders to the learners.” (A2_5:3)
Aspekt, welcher aufgrund der Sichtung der Materialien besonders	5_Vision	Nennungen, welche die Weiterentwicklung der KI-basierten Lösung ansprechen oder welche Bezug auf die Zukunft von KI-basierten Lösungen in der	“Well, I think a personal artificial intelligence trainer which can help to learn, to remind you, to choose the

untersuchenswert erscheint.		Personalentwicklung im Allgemeinen Bezug nehmen.	good topics at the right time, the good format.” (B1_12:51)
Aspekt, welcher aufgrund der Sichtung der Materialien besonders untersuchenswert erscheint.	6_Data_Sources _Infrastructure	Nennungen, welche Aussagen zu verwendeten Daten und Infrastruktur geben.	“That’s a typical case of adding historical data. And this is really seldom. it’s really rare to have historical data. Why? It’s because historical data is really quickly outdated.» (B2_13:13)
Aspekt, welcher aufgrund der Sichtung der Materialien besonders untersuchenswert erscheint.	7_Usage_Evaluation _Feedback_of_solution	Nennungen, welche auf die Erfolgsmessung, auf Feedback von Nutzern oder andere Beurteilungen zum Nutzen und der Nutzung der Lösung eingehen. Zum einen auf die Art und Weise der Einholung und Verarbeitung von Feedback, zum anderen auf konkrete Aussagen in Bezug auf Nutzung, Nutzen etc./subjektive Beurteilungen.	“It’s helped me so much in my own learning. I can learn whenever I want. If I have five minutes, ten minutes. I know where I am. I know what I’m working on. I can just go back in without needing to search a link. It’s all in one place. So yeah, that’s what I love about it.” (A3_6:14)
Aspekt, welcher aufgrund der Sichtung der Materialien besonders untersuchenswert erscheint.	8_Organisation _Philosophy	Nennungen, welche Hinweise auf die Lernkultur, die Lernphilosophie, das Lernverständnis der Organisation hinweisen.	“Back to my comment on transparency as well, that in a culture of continuous learning, people are also proud of what they’ve learned and they want to show that to the outside world to make it part of their brand and say, hey, you know, I’m good at this and you can engage with me on these topics to advance their careers as well.” (A2_5:52)
Hintergrundinformation	9_Organisation _Structure	Nennungen, welche das untersuchte Unternehmen beschreiben (Strukturen, Anzahl Mitarbeitende, Branche etc.)	«Der Hauptsitz des Unternehmens ist in Armonk, im Staat New York in den USA. Mit Niederlassungen in mehr als 170 Ländern ist IBM der Technologie- und Transformationspartner, um gemeinsam mit Unternehmen, öffentlichen Auftraggebern und Non-Profit-Organisationen IT-Lösungen für deren Herausforderungen zu entwickeln.» (Marten, 2021, S. 281)
Aspekt, welcher aufgrund der Sichtung der	AI_Concepts	Nennungen, welche Aussagen zum Begriff und der Auffassung zu Künstlicher Intelligenz umfassen.	“So that is what I wanted to emphasize, is that your statement is true and especially within steady state. But you could also be doing AI using

Materialien besonders untersuchenswert erscheint.			a rule based system. And this AI is of course, not as intelligent as the next one, because you cannot learn from what happened, but it can launch the device and start getting data” (B2_13:9)
Hintergrundinformation	Diverse	Pro KI-basierte Lösung ist ein Kode erstellt worden, unter welchem alle Nennungen zusammengefasst werden, welche die Funktionalität der Lösung beschreiben.	

Anhang 15: Übersicht maschinelle Lernverfahren

Überwachtes Lernen (engl. Supervised Learning):

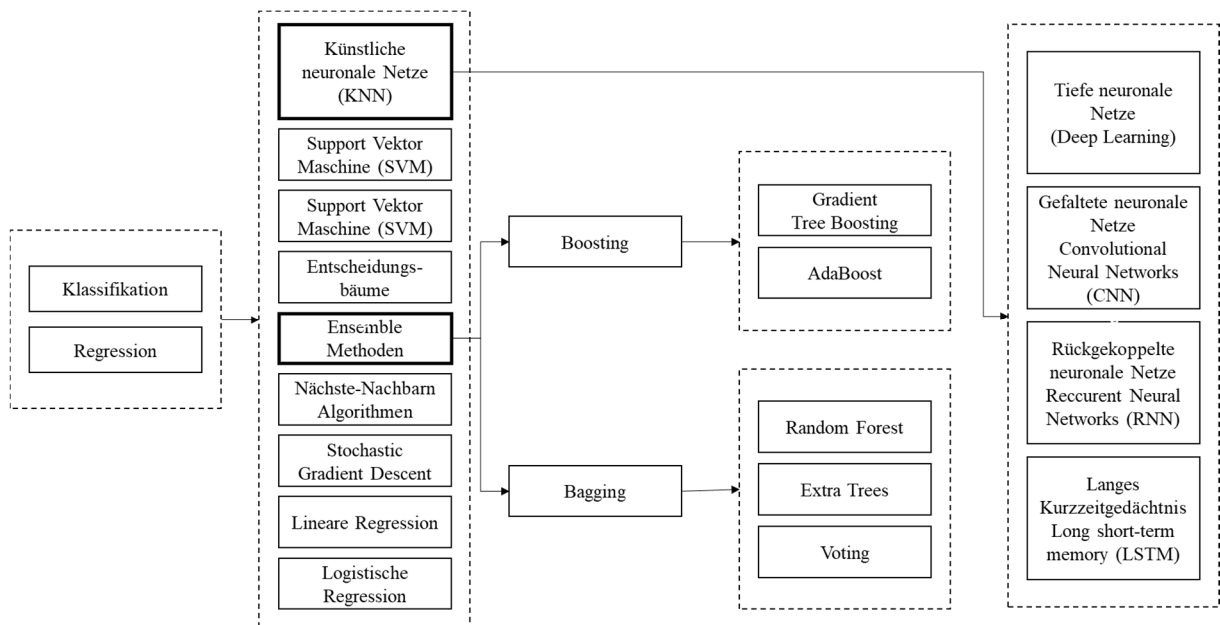


Abbildung 70: Überwachtes Lernen (engl. Supervised Learning)
(eigene Darstellung in Anlehnung an Dukino et al., 2020, S. 52–53)

Unüberwachtes Lernen (engl. Unsupervised Learning)

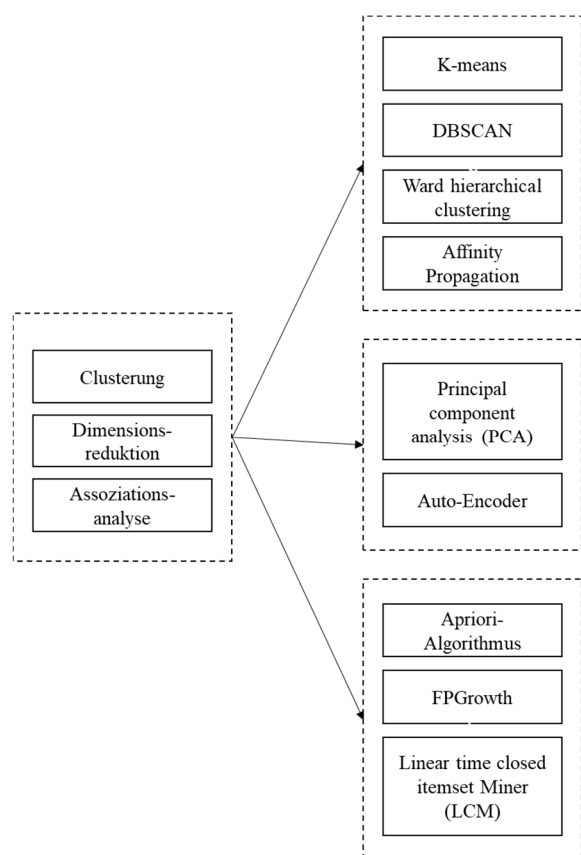


Abbildung 71: Unüberwachtes Lernen (engl. Unsupervised Learning)
(eigene Darstellung in Anlehnung an Dukino et al., 2020, S. 52–53)

Anhang 16: Typische Lernaufgaben von Algorithmen

Die folgende Aufzählung von Häfner und Morf (2019) beschreibt prominente Lernaufgaben von Algorithmen näher:

- „*Klassifikation*: Vorhersage für jedes Individuum einer Population, welcher Subklasse dieser Population es angehört. Beispielhafte Fragestellung, die die Klassifikation beantworten soll: ‚Welche Kund*innen der Firma XY werden wahrscheinlich auf ein bestimmtes Angebot reagieren?‘ Eine mit der Klassifikation eng verwandte Funktion ist das Scoring. Es beantwortet im obigen Szenario die Frage: ‚Wie wahrscheinlich ist es, dass Kunde Nr. 147 auf das Angebot reagiert?‘
- *Regression (Werteschätzung)*: Quantitative Schätzung oder Vorhersage des Werts einer bestimmten Variablen eines Individuums. Beispielhafte Fragestellung: ‚Wie oft wird ein bestimmter Kunde die Dienstleistung in Anspruch nehmen?‘
- *Ähnlichkeitsprüfung (similarity matching)*: Identifikation ähnlicher Individuen aufgrund von Daten über diese Individuen: Beispielhafte Fragestellung: ‚Welche Kund*innen sind ähnlich zu meinen besten bestehenden Kund*innen?‘
- *Clustering*: Clustering gruppiert Individuen einer Population aufgrund deren Ähnlichkeit, wobei aber kein bestimmtes Gruppierungsziel vorgegeben wird. Beispielhafte Fragestellung: ‚Gibt es unter unseren Kund*innen natürliche Gruppen oder Segmente?‘
- *Co-occurrence grouping (auch bekannt als Warenkorbanalyse)*: Diese Algorithmen finden Zusammenhänge zwischen Einheiten, die in Transaktionen vorkommen. Beispielhafte Fragestellung: ‚Welche Artikel werden üblicherweise zusammen gekauft?‘ Einige Vorschlagssysteme beruhen auf diesen Algorithmen (‚Leute, die dieses Buch gekauft haben, haben auch Bücher X und Y gekauft‘).
- *Profiling (auch bekannt als Verhaltensbeschreibung)* versucht, das typische Verhalten eines Individuums, einer Gruppe oder einer Population zu charakterisieren. Beispielhafte Fragestellung: ‚Wie ist die typische Handynutzung dieses Kundensegments?‘ Damit ist Profiling oft auch die Basis, um Anomalien zu identifizieren, zum Beispiel in Anwendungen zur Betrugserkennung.
- *Link prediction (Zusammenhangsprognose)*: Diese Algorithmen versuchen, Verbindungen zwischen Datenelementen zu prognostizieren. Sie werden zum Beispiel für Empfehlungen in sozialen Netzwerken eingesetzt: ‚Da Sie und Anna dieselben zehn Freunde haben, möchten Sie vielleicht auch Annas Freund werden?‘“ (S. 47–48).

Anhang 17: Validierungsworkshop mit Praxisentscheider*innen

Die Validierung mit Praxisentscheider*innen hat zum Ziel, den Praxisnutzen und die Verständlichkeit sowie Nachvollziehbarkeit der erarbeiteten Forschungsergebnisse zu eruieren. Sie dient der Qualitätssicherung und soll dazu beitragen, dass das Forschungsvorhaben die angestrebte praktische Relevanz auch erreicht. Dafür erscheint die Einschätzung von Praktiker*innen, welche die Zielgruppe dieser Arbeit gut verkörpern, als zweckmässig. Es wurden Personen aus dem Netzwerk der Forscherin für den Validierungsworkshop angefragt. Die folgenden Kriterien charakterisieren die Auswahl:

- Ist Entscheidungsträger*in von Seiten Corporate Learning in einem Konzern oder nahe mit diesem Kontext verbunden
- Spricht die Sprache Deutsch
- Setzt sich strategisch mit dem Thema KI im Kontext von Corporate Learning auseinander und ist potenziell an der Anwendung der Forschungsergebnisse interessiert

Tabelle 97: Workshop-Teilnehmer*innen zur Validierung des Praxisnutzens
(eigene Darstellung)

Name	Funktion	Unternehmen
Dr. Carole Rentsch	Leiterin Lernen und Entwickeln	Die Schweizerische Post AG
Emmerich Stoffel	Learning Analyst	Swisscom
Dr. Daniel Stoller-Schai	Change Companion für Corporate Learning, Co-Programmierer am Institut für Kommunikation und Führung (IKF Luzern) und Dozent an verschiedenen Fachhochschulen.	Collaboration Design GmbH

Die kommunikative Validierung wurde im Rahmen eines 90-minütigen Workshops via Microsoft Teams am 14. April 2022 vorgenommen. Der Workshop umfasste eine Vertiefung zum CL&AI-Modell und Ergebnissen, welche die drei Forschungsfragen zentral beantworten. Diese Ergebnisse sind: Nutzenpotenziale, Befürchtungen und Risiken, Anwendungsübersicht, Faktoren für eine erfolgreiche Adoption und Aussagen zur Auswirkung auf die Rollen von L&D Professionals. Am Ende des Workshops wurde eine Einschätzung zur Zielerreichung abgefragt. Die Ziele sind in Unterkapitel 1.4 beschrieben. Im Vorfeld erhielten die Praxisentscheider*innen bereits die Hintergrundinformationen zum Dissertationsprojekt und die Darstellung sowie Beschreibung zum CL&AI-Modell. Nachfolgend werden die zentralen Ergebnisse aus dem Workshop zusammengefasst.

Die folgenden Aspekte wurden als besonders positiv bewertet:

- Spannendes und relevantes Thema
- Umfassende Aufbereitung und Erreichung der Zielsetzungen in Bezug auf den Praxisnutzen («insgesamt sehr gute Zielerreichung»)
- CL&AI-Modell mit den dazugehörigen Hilfestellungen («Soweit vollständig, in sich geschlossen mit iterativen Schlaufen, nicht überladen, leicht verständlich»)

Die folgenden Anpassungen wurden aufgrund der Rückmeldungen zur Erstellung der finalen Version vorgenommen:

- CL&AI-Modell: einzelne darstellerische Optimierungen und kleinere Textanpassungen/Verdeutlichungen, ansonsten keine wesentlichen Änderungen
- Auswirkungen auf die Rollen von L&D Professionals noch prägnanter beschreiben und darstellen. Lösung: Raster-Darstellung.
- Wunsch nach mehr konkreten Beispielen in der Anwendungsübersicht: Den Praxisexpert*innen war klar, dass konkrete Beispiele schnell veralten. Dennoch empfanden sie es als wichtig, noch mehr konkrete Beispiele einzubringen. Lösung: Verweis auf die Fallstudienbeispiele.
- Wunsch nach Visualisierungen, welche das Geschriebene knackig zusammenfassen («Übersichtsgrafik: wo im L&D Alltag kommen diese Anwendungen zum Einsatz (Verortung in den Berufsalltag)»). Insbesondere eine Darstellung, welche die verschiedenen Anwendungen visuell in Verbindung mit einer Corporate Learning Struktur bringt, z.B. die Prozessschritte oder die Leistungsportfolioelemente. Lösung: Visualisierte Anwendungsübersicht im Ergebniskapitel.
- Allgemein: Für die Ergebnisse zu Händen der Praxis möglichst kurz und prägnant sein und möglichst im Sinne von Checklisten und konkreten Hilfestellungen aufbereiten, dafür die Ausführungen im Rahmen der Studien platzieren und als Nachschlagewerk/Vertiefungsmöglichkeit anbieten. Lösung: Entscheidungs- und Reflexionsfragen.

Lebenslauf

Name	Nadia Eggmann
Jahrgang	1989
Nationalität	Schweiz

Ausbildung

09/2017 – 09/2022	Universität St.Gallen Dokoratsprogramm in Management externe Doktorandin am Institut für Bildungsmanagement und Bildungstechnologien (IBB-HSG)
09/2012 – 04/2015	Master of Arts HSG in Unternehmensführung
09/2010 – 04/2015	Zusatzausbildung in Wirtschaftspädagogik mit den Abschlüssen Diplomierte Wirtschaftspädagogin & diplomierte Lehrerin für Maturitätsschulen (EDK) für das Fach Wirtschaft und Recht
09/2014 – 01/2015	Austauschsemester an der HEC der Université de Lausanne
09/2009 – 07/2012	Bachelor of Arts HSG in Betriebswirtschaftslehre

Berufliche Tätigkeiten

05/2015 – aktuell	Die Schweizerische Post AG, Bern Aktuelle Funktionen: – Stv. Leiterin Lernen und Entwickeln – Senior Spezialistin Personal- und Organisationsentwicklung Vorherige Funktionen: – Co-Leiterin Mitarbeitendenentwicklung a.i. – Spezialistin Personal- und Organisationsentwicklung – Spezialistin strategisches Bildungsmanagement – Management Trainee
09/2013 – 06/2014; 08/2012 – 01/2013	Universität St.Gallen Institut für Wirtschaftspädagogik und swiss competence centre for innovations in learning (scil) Studentische wissenschaftliche Mitarbeiterin
06/2013 – 08/2013	Vivaldi Partners, Zürich Praktikantin in der Strategieberatung
02/2013 – 05/2013	Brandwatch, Brighton UK Praktikantin als COO Assistenz
08/2010 – 05/2012	Finanzverwaltung Kanton Thurgau, Frauenfeld Projektassistentin