

Marketing-Entscheidungen

– Der Einfluss Künstlicher Intelligenz auf den Management-Entscheidungsprozess

Sven Reinecke

1	Marketing-Entscheidungen: Regelkreis und Rationalitätsdefizite.....	320
2	Veränderungen des Marketing-Entscheidungsprozesses durch Künstliche Intelligenz.....	322
2.1	Data Analytics Maturity Model	323
2.2	Von der Entscheidungsunterstützung zur Automatisierung des Marketing-Entscheidungsprozesses.....	325
3	Höhere Marketing-Effizienz und -Effektivität durch den Einsatz von Marketing-Algorithmen.....	328
4	Grenzen der Automatisierung von Marketing-Entscheidungen.....	329
5	Fazit	332
	Literatur.....	332

Zusammenfassung

Management-Entscheidungen sind seit jeher durch Rationalitätsdefizite gekennzeichnet. Die Sicherung der Rationalität der Führung ist das klassische Ziel des Controllings. In diesem Beitrag wird gezeigt, wie Algorithmen und Künstliche Intelligenz den Regelkreis von Marketing-Entscheidungen beeinflussen. Dabei werden sowohl die Chancen als auch die Grenzen dieses Technologieeinsatzes für das Marketing sowie die daraus resultierenden erforderlichen Schwerpunktverlagerungen im Marketing-Controlling aufgezeigt.

Autor

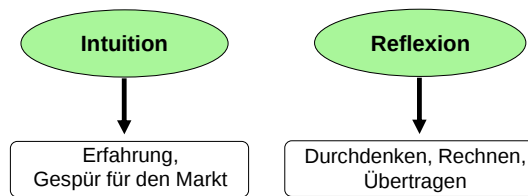
Prof. Dr. **Sven Reinecke** ist geschäftsführender Direktor des Instituts für Marketing an der Universität St. Gallen (HSG), Schweiz.

(2) Willensbildung:

Bei der Willensbildung handelt es sich um die eigentliche Entscheidungsfunktion und somit um eine der wichtigsten Management-Aufgaben. Basis von Entscheidungen kann einerseits die auf klassischer Reflexion beruhende Planung sein. Planung als rationaler Informationsverarbeitungsprozess wird definiert als ein „systematisches, zukunftsbezogenes Durchdenken und Festlegen von Zielen, Maßnahmen, Mitteln und Wegen zur künftigen Zielerreichung“ (Wild 1974, S. 13).

Die zweite Quelle der Willensbildung bildet die Intuition des Managements – mit anderen Worten dessen Gespür oder „Bauchgefühl“.

Abbildung 2 Willensbildung in Marketing und Management



Im Bereich des Entscheidungsverhaltens hat sich in den letzten Jahren diesbezüglich eine intensive Diskussion ergeben, ob Intuition eher als eine Heuristik aufzufassen sei, die zu einer schnellen und effizienten Entscheidungsfindung beiträgt (Gigerenzer et al. 2011; Luan et al. 2019), oder ob Intuition nicht eher zu Entscheidungsdefiziten („Biases“) und somit nicht-rationalen Entscheidungen verleitet (Tversky/Kahneman 1974; Kahneman 2003).

(3) Willensdurchsetzung:

Die Ausführung von Tätigkeiten ist streng genommen keine eigentliche Management-Aufgabe, wohl aber das „In-Gang-Setzen“ (Ulrich/Krieg 1983) und somit die Motivation der Ausführenden. Hier besteht eine enge Verbindung zur Personalführung („Leadership“).

(4) Kontrolle:

Kontrollen sind der Vergleich eines eingetretenen Ist mit einem vorgegebenen Soll (Weber/Schäffer 2016, S. 270). Zielvorgaben sind in den meisten Fällen nur sinnvoll, wenn sie auch kontrolliert werden – und Kontrollen haben letztlich nur einen Sinn, wenn daraus auch Konsequenzen abgeleitet werden können. Für das Marketing gilt somit: Marketing-Kontrolle ist ohne Marketing-Planung kaum möglich, und Marketing-Planung ohne Kontrolle weitgehend sinnlos (vgl. auch Böcker 1988, S. 22).

Ein klarer Engpass von Marketing-Planung und -Controlling besteht darin, dass im Marketing häufig Instrumente, nicht aber Ziele oder Ergebnisse geplant werden. Ziele im Marketing sind selten klar wie folgt operationalisiert: „Erhöhe (Zielrichtung) innerhalb 1 Jahres (Zeitbezug) in der Personengruppe X (Zielgruppe) den ungestützten Bekanntheitsgrad (Zielart) der Marke Y (Objektbezug) von 20 % auf 35 % (Zielausmass).“ Dadurch wird eine wirksame Kontrolle erschwert.

Eine weitere Herausforderung ist das immer grösser werdende Potential an sogenannten „Key Performance Indicators“ (KPIs), die nicht selten zu wenig geordneten Kennzahlenwüsten aus unterschiedlichen Quellen führen (z. B. Google Analytics, Facebook, elektronische Bildzeitmessungen, Kontaktdaten). Die Auswahl relevanter Kennzahlen bleibt sowohl in der allgemeinen Unternehmensführung (Siegwart et al. 2010) als auch im Marketing (Reinecke 2004) ein Engpass.

(5) Lernen:

Dieser Aspekt des Entscheidungsprozesses bezeichnet das Nutzen von Kontrollinformationen, um damit die Grundlagen für künftige Entscheidungsprozesse zu optimieren. Es geht somit darum, einerseits Vorgehens- und Entscheidungsmethodik, andererseits aber Kompetenz- und Anreizgestaltung sowie Personalselektion, -einsatz und -entwicklung für die Zukunft zu überprüfen. Somit sind Führung und Ausführung zu optimieren, indem personelle und organisatorische Voraussetzungen geschaffen werden.

„Learning is not automatic. It requires a systematic examination of our experience.“ (Russo/Schoemaker 2002, S.198 f.). Aus Sicht des Verfassers liegt in diesem Bereich das größte Defizit des traditionellen Marketing Managements. In vielen Organisationen sind *echte Lernprozesse* selten: Dies ist zum einen auf die große Varietät und Dynamik der Umwelt zurückzuführen, zum anderen aber auch darauf, dass Marketing-Führungskräfte gerade in börsennotierten Unternehmen sehr häufig ihre Stelle wechseln und somit ungenügende Personalkontinuität besteht. Letzteres ist jedoch eine wichtige Voraussetzung für Lernprozesse „on the job“. Wenn ein Entscheidungsprozess nicht mehrfach durchlaufen wird, weil beispielsweise eine B2B-Leitmesse lediglich alle 3 Jahre stattfindet, dann sind Lernprozesse begrenzt, insbesondere wenn sie nicht systematisch festgehalten und genutzt werden.

Bei diesem entscheidenden Defizit ist das *Potential der Informationstechnologie* und insbesondere von Algorithmen im Marketing vielversprechend, wie nachfolgend gezeigt werden wird.

2 Veränderungen des Marketing-Entscheidungsprozesses durch Künstliche Intelligenz

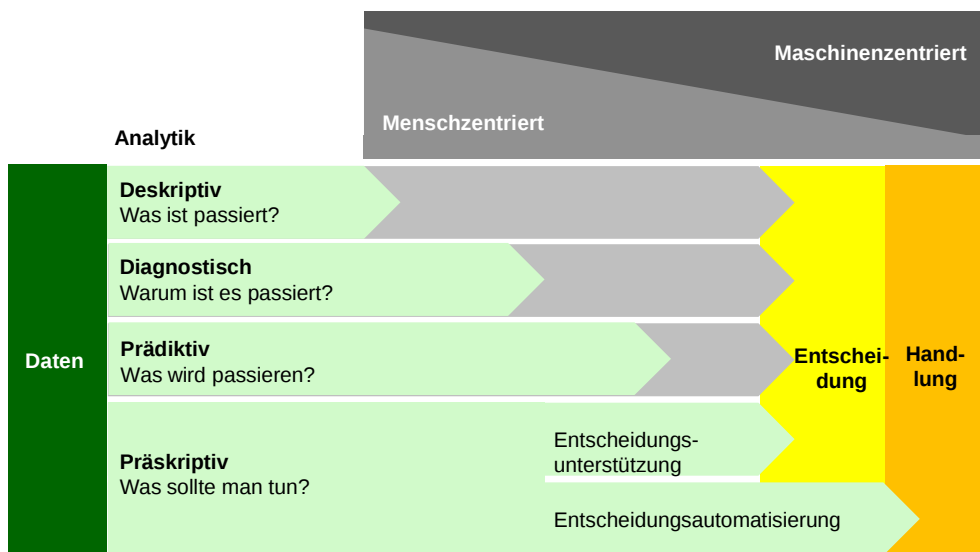
Bezüglich Künstlicher Intelligenz lassen sich grundsätzlich drei evolutionäre Stufen unterscheiden (Wirth 2018; ähnlich auch Kaplan/Haenlein 2019, S. 19): *schmale, starke und hybride Künstliche Intelligenz*. *Schmale* Künstliche Intelligenz ist auf eine bestimmte Aufgabe be-

schränkt (z. B. Schach spielen, oder im Marketing Preisoptimierungen) und kann nicht ohne die Intervention eines Menschen auf andere Aufgaben ausgeweitet werden. *Starke Künstliche Intelligenz* existiert derzeit noch nicht; sie wäre so mächtig wie die menschliche Intelligenz in dem Sinne, dass sie ohne menschliche Eingriffe neue Probleme bewältigen könnte. Die meiste Aufmerksamkeit richtet sich derzeit auf die *Mischform der hybriden Künstlichen Intelligenz*, bei der das Ziel verfolgt wird, dass sich die Maschine selbständig an neue Herausforderungen anpassen kann. Ohne an dieser Stelle auf die umfassende wissenschaftliche Gesamtdiskussion zur Künstlichen Intelligenz einzugehen, besteht das Besondere von Künstlicher Intelligenz darin, dass diese Lösungen (zunehmend) in der Lage sind, zu lernen, Wissen zu strukturieren, zu begründen, vorherzusagen und zu planen (Wirth 2018, S. 436).

2.1 Data Analytics Maturity Model

Ein geeignetes, wenn auch stark vereinfachendes Modell zur *Illustration der Stufen und Auswirkungen* von Marketing Analytics bildet das Gartner Data Analytics Maturity Model (2016; vgl. **Abbildung 3**), das wiederum auf Davenport/Farris (2007) aufbaut. Insgesamt werden vier Stufen unterschieden:

Abbildung 3 Die vier Stufen der Analytik-Fähigkeiten



Quelle: in enger Anlehnung an Gartner 2016 (Übersetzung durch den Verfasser)

(1) Deskriptive Analytik:

Hier geht es darum, die Frage nach dem "Was ist passiert?" zu beantworten. Im Marketing steht dabei die klassische deskriptive Marktforschung im Vordergrund, beispielsweise die Bestimmung von Marktgrößen und -anteilen, Image- bzw. Einstellungs- und Zufriedenheitsmessungen.

(2) Diagnostizierende Analytik:

Hier steht das "Warum" im Mittelpunkt, also die Erklärung von Ursache und Wirkung. Ein solcher Kausalitätsnachweis erfolgt häufig mittels Experiment, im Marketing beispielsweise A/B-Tests von Webseiten oder Direct Mails. Streng genommen müssen für den Nachweis einer echten Ursache-Wirkungs-Beziehung vier Voraussetzungen erfüllt sein (Kuss et al. 2014, S. 35 f.):

1. die beiden Merkmalsausprägungen, zwischen denen man eine theoretische Beziehung vermutet, variieren gemeinsam
2. die Variation des „Grundes“ geht zeitlich dem „Effekt“ voraus
3. eine theoretische Begründung des Kausalzusammenhangs ist erforderlich (Hunt 2002, S. 127 f.)
4. alternative Erklärungsmöglichkeiten können ausgeschlossen werden

In der Marketing-Praxis, beispielsweise bei A/B-Tests, begnügt man sich allerdings häufig mit den ersten beiden Voraussetzungen.

(3) Prädiktive Analytik:

Bei dieser Stufe dienen die Analysen dazu, auf Basis vorhandener Daten andere Daten zu schätzen bzw. vorherzusagen (siehe hierzu ausführlich Agrawal et al. 2018). Dabei kann es sich um eine einfache Extrapolation von Daten handeln, beispielsweise der Vorhersage der Nachfrage- oder Preisentwicklung aufgrund einer linearen Regressionsrechnung – oder aber um sophisticatedere Modelle, die beispielsweise helfen, Ausfallwahrscheinlichkeiten von Gläubigerrückzahlungen zu prognostizieren oder das Empfehlungspotential eines Influencers in den Sozialen Medien aufgrund seiner bisherigen Follower-Struktur und seines bisherigen Verhaltens zu schätzen.

Die *Qualität der Vorhersagen* hängt letztlich von drei Aspekten ab: der Qualität und Quantität der Input-Daten, der Rechenleistung sowie der Modellqualität. Während früher die Rechenleistung ein zentraler Engpass für Prognoseerstellung war, so ist heute häufig die Verfügbarkeit der relevanten Daten der eigentliche begrenzende Faktor. Wenn die Datenbasis qualitativ und quantitativ nicht ausreicht, dann besteht die Gefahr einer Fehlvorhersage (siehe hierzu ausführlich Gigerenzer 2014).

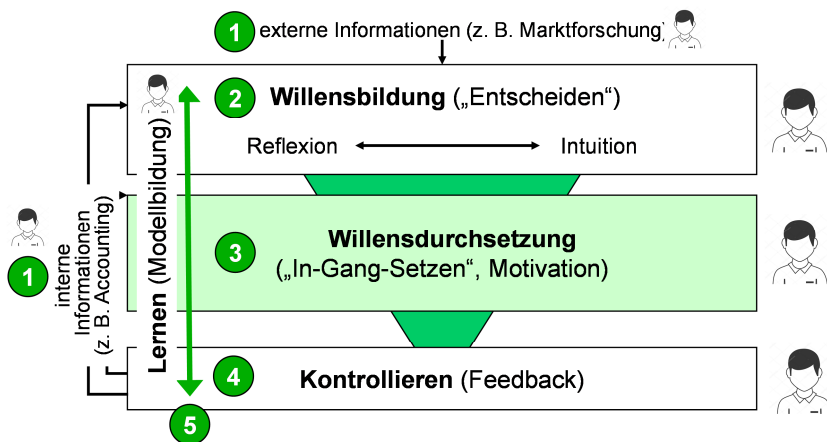
(4) Präskriptive Analytik:

Während die bisherigen Stufen sich auf die Datenanalyse beschränkten, geht es hierbei um eine erste Stufe der Entscheidungsunterstützung. Das Modell empfiehlt Handlungen, die geeignet sind, ein bestimmtes (ein- oder mehrdimensionales) Ziel zu erreichen – beispielsweise, welche Zielgruppen mit einem Mailing zu bedienen sind, um Antwortquote oder Umsatz oder Deckungsbeitrag (oder alles gleichzeitig) zu optimieren. Solche Expertensysteme wurden beispielsweise in den neunziger Jahren im Bereich der Werbung intensiv diskutiert (Esch 1998), auch wenn sie sich damals (noch) nicht durchsetzen konnten (siehe zu den Vorteilen von Marketing-Entscheidungssystemen insbesondere auch Lilien 2011, S. 197 ff.).

2.2 Von der Entscheidungsunterstützung zur Automatisierung des Marketing-Entscheidungsprozesses

Vor der Einführung der Informationstechnologie führten die Führungskräfte in einem Unternehmen den gesamten Marketing-Entscheidungsprozess selber aus, gegebenenfalls unterstützt durch die Stabsfunktionen Controlling und Marktforschung. Informationsversorgung, Willensbildung, Willensdurchsetzung, Kontrolle und Lernprozesse lagen *in der Verantwortung des Menschen* (vgl. **Abbildung 4**).

Abbildung 4 Vollständig menschbasierter Marketing-Entscheidungsprozess



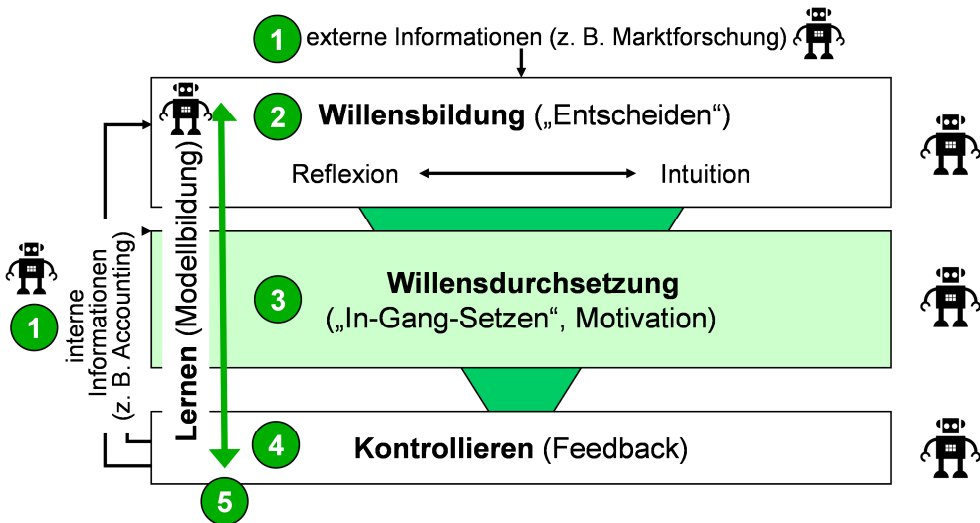
Die *internen und externen Informationsversorgungsbereiche* (1) haben sich in den letzten Jahren dramatisch geändert. Vor ungefähr 25 Jahren hat Peter Drucker noch die Risiken der Informationstechnologie in ihrer Innengerichtetheit gesehen – er beklagte die degenerative Tendenz der Informationstechnologie „to focus inward on costs and efforts, rather than

outward on opportunities, changes, and threats“ (Peter Drucker, zitiert nach Davenport in Baker 2014). Die Big Data-Diskussion der letzten Jahre hat jedoch gerade im Marketing gezeigt, dass zahlreiche Daten aus externen Quellen stammen und in den Planungsprozess integriert werden können – sei es aus den Sozialen Medien, makroökonomischen Studien oder gar Wetterdatenbanken. Daher ist inzwischen nicht nur das auf den internen IT-Systemen basierende Marketing-Accounting (fast) vollständig automatisiert, sondern auch ein Großteil der Marktforschung. Es gibt wohl wenige Branchen, die so stark durch den informationstechnologischen Wandel betroffen sind wie die Marktforschung. Während früher umfassende, regelmäßige und oft auf großzahligen Repräsentativbefragungen basierende Tracking-Studien und Branchenanalysen dominierten, sind heute eher agile, stark automatisierte Ad hoc-Experimente wie A/B-Tests und (Click-)Verhaltensstudien sowie Customer Journey-Analysen üblich (kritisch hierzu Reinecke/Wortmann 2018). Der automatisierte Anteil der internen und externen Informationsversorgung des Marketing hat sich somit stark ausgeweitet.

Dasselbe gilt für die *Kontrolle* (4). Viele Marketing-Entscheidungen wie beispielsweise jene des optimalen Mix der Werbemedien lassen sich automatisiert und zum Teil sogar online kontrollieren, ohne dass es eines Eingriffs durch Marketing-Führungskräfte bedarf. Im Falle von selbstlernenden Systemen kann basierend auf den Zielgrößen der ursprünglichen Marketing-Entscheidung eine Feedback-Kontrolle erfolgen, die die Überprüfung der Zielerreichung übernimmt. Darauf aufbauend kann ein *Lernprozess* (5) gestartet werden, der die Informationsbasis und die Algorithmen für die künftigen Marketing-Entscheidungen aktualisiert und optimiert. Diese Modellbildung kann durch den Computer unterstützt werden oder sich sogar automatisiert verfeinern und verbessern. Im Extremfall einer Künstlichen Intelligenz ist eine sich selbstoptimierende Modellbildung denkbar.

Heutzutage gibt es sehr datenintensive Bereiche (z. B. Programmatic Advertising), bei denen die computergestützten Modelle Vorschläge entwickeln, die menschlichen Eigenentscheidungen überlegen sind. Ähnlich wie bei Navigationssystemen im Auto schlägt das Modell Entscheidungen („Routen“) vor, die vom Menschen übernommen werden können. Je öfter der Mensch den vorgeschlagenen Entscheidungen folgt, desto drängender stellt sich die Frage: Wieso muss der Mensch eigentlich noch entscheiden, wenn der Computer doch bereits einen („optimalen“) Vorschlag machen kann? Dies gilt insbesondere dann, wenn der Computer über eine bessere Informationsversorgung verfügt als sie der Mensch verarbeiten könnte (analog zum Navigationssystem, bei dem Google Maps im Gegensatz zum Fahrer über aktuelle Online-Stauinformationen und Verkehrsprognosen verfügt).

Wenn daher die *Willensbildung* (2) und – insbesondere bei Online-Entscheidungen – auch die *Willensdurchsetzung* (3) automatisiert werden, ist im Extremfall der gesamte Marketing-Entscheidungsprozess automatisiert (vgl. **Abbildung 5**).

Abbildung 5 Vollständig automatisierter Marketing-Entscheidungsprozess

Auch wenn eine solche *vollständige Automatisierung von Marketing-Entscheidungen* (derzeit) noch nicht weit verbreitet ist, so zeigt sich dabei ein entscheidender Vorteil gegenüber dem klassischen, menschierten Entscheidungsprozess: Die zentralen Engpässe des Entscheidungsprozesses beim Menschen sind Verarbeitungsgeschwindigkeit und Lernfähigkeit. Mit anderen Worten: Marketing-Entscheidungen benötigen viel Zeit und der Gesamtprozess wird nicht sehr häufig durchlaufen, so dass Wissensbasis und somit auch angewandte Entscheidungsmodelle nur von begrenzter Qualität sind. Der Computer dagegen kann den Gesamtprozess sehr schnell und sehr häufig durchlaufen und somit deutlich besser „lernen“, d. h. sein zugrundeliegendes Modell bzw. seinen Algorithmus anpassen. Im Extremfall ist der Computer in der Lage, fast unendlich viele Entscheidungen zu simulieren und die Auswirkungen abzuschätzen. Ähnlich wie ein „lernender“ Schachcomputer in einer kurzen Zeit viel mehr Schachpartien als ein Mensch durchspielen kann (und somit auch schneller lernen kann), so kann ein computergestütztes Programmatic Advertising schnellere und bessere Werbebudgetentscheidungen als eine Marketing-Führungskraft hervorbringen. Dasselbe gilt für eine Adressselektion von Zielgruppen mittels Data Mining im Vergleich zu (begrenztem) intuitionsgestütztem Vorgehen erfahrener Marketing-Führungskräfte.

Als Zwischenfazit lässt sich formulieren: Wenn sich die meisten Schritte des Marketing-Entscheidungsprozesses automatisieren lassen, dann werden künftig *computergestützte Modelle dem menschlichen Entscheidungsprozess überlegen* sein. Ursache dafür sind die begrenzte Informationsverarbeitungskapazität und Lernfähigkeit des Menschen. Eine zentrale Voraussetzung für diesen automatisierten Entscheidungsprozess ist jedoch, dass einer-

seits bei allen Schritten tatsächlich die entsprechenden Daten zur Verfügung stehen. Andererseits muss der Entscheidungsprozess sehr strukturiert erfolgen.

3 Höhere Marketing-Effizienz und -Effektivität durch den Einsatz von Marketing-Algorithmen

In der Marketing-Realität zeigen sich immer mehr Potenziale, bei denen Künstliche Intelligenz helfen kann, entweder die Marketing-Effizienz oder gar die Marketing-Effektivität zu steigern.

Wie die vorangehende Diskussion gezeigt hat, wird sogenannte Künstliche Intelligenz im Marketing insbesondere bei *datenintensiven, stark strukturierten Prozessen* zum Einsatz kommen. Davenport und Kirby (2016) fassen dies wie folgt zusammen: „The more structured tasks will be taken over by machines, or made substantially more productive by them.“

Der verstärkte Einsatz von Informationstechnologie und die Verfügbarkeit von Daten werden in vielen Bereichen die *Marketing-Effizienz* deutlich erhöhen. Beispielsweise kann die Datenerfassung durch sprachgesteuerte Systeme oder Sensoren erleichtert werden. Viele Prozesse und Routinearbeiten lassen sich automatisieren: So können sowohl online als auch am Telefon (selbstlernende) Chatbots eingesetzt werden, die einen Großteil häufiger und typischer Kundenanfragen erledigen. Ein solcher automatisierter „First-Level-Customer-Support“ erhöht die Effizienz im operativen Marketing, weil sich die Mitarbeitenden auf die anspruchsvolleren Tätigkeiten fokussieren können.

Des Weiteren wird es möglich sein, bei vielen Marketing-Tätigkeiten gewisse Prozess-zwischenschritte zu eliminieren. Medienagenturen werden beim Einsatz von Programmatic Advertising häufig „eingespart“, zwei- oder dreistufige Distributionswege auf Direktvertrieb umgestellt, wodurch sowohl gewisse Logistik- als auch Groß- und Einzelhandelsaufgaben entfallen.

Abbildung 6 zeigt Marketing-Tätigkeiten, die aufgrund der Automatisierung hohe Potenziale zur Effizienzsteigerung aufweisen.

Aber nicht nur die Marketing-Effizienz, sondern auch die *Marketing-Effektivität* und somit die Wirksamkeit kann durch den Einsatz von Algorithmen gesteigert werden. So werden zahlreiche Entscheidungen und Handlungen erst durch eine intensive und schnelle Marketing-Automation möglich. Dies gilt zum Beispiel für das Screening und Überwachen von Sozialen Medien, umfassende Medien-Sentiment-Analysen, Gesichtserkennung oder schriftliche oder mündliche Simultanübersetzungen im Kundenkontakt. Auch das Real-time-Targeting im Online Marketing, bei dem Zielkunden ein dynamischer und gegebenenfalls sogar personalisierter Content zum richtigen Zeitpunkt präsentiert wird, wäre ohne Marketing-Automation undenkbar. Dasselbe gilt für die Optimierung von Zahlungsausfallrisiken oder die situative Preisdifferenzierung.

Abbildung 6 Beispiele für Marketing-Tätigkeiten mit hohem Effizienzsteigerungspotenzial durch Automation

Charakterisierung der Marketing-Tätigkeit	Beispiele betroffener Marketing-Bereiche
1) Automation wird bereits teilweise eingesetzt	Online Marketing, Logistik, Call Center
2) Geringer physischer/ menschlicher Kontakt	Branchen: Telekom, Finanzdienstleistungen
3) Einfache Übertragung von Information	Innendienst, Marktforschung, Marketing-Weiterbildung
4) Informationsanalyse	Marktforschung, Marketing Analytics
5) Datenbezogene Fragen	Mediaplanung, CRM, Marketing Accounting
6) Quantitative Analysen	Online-Werbung, Data Mining ,
7) Simulationen, Virtual Reality	Messen, Eventmanagement, Sponsoring
8) Hohe Konsistenzanforderungen	Branchen: Sicherheit, Pharma, Verkehr, Banken
9) Klar definierte Arbeitsregeln	Standard-Aussendienst, Logistik

Quelle: basierend auf Davenport/Kirby 2016

Mit Wilson und Daugherty (2018, S. 121 ff.) lässt sich somit feststellen, dass Künstliche Intelligenz Unternehmen *fünf zentrale Nutzenpotenziale* bietet: Flexibilität, Geschwindigkeit, Datenverarbeitungskapazität, Entscheidungsfindung und Personalisierung.

4 Grenzen der Automatisierung von Marketing-Entscheidungen

Angeichts der aufgezeigten *Effizienz- und Effektivitätssteigerungspotenziale der Marketing-Automation* sowie der sogenannten Künstlichen Intelligenz im Marketing drängt sich die Frage auf, wie sich die Marketingdisziplin künftig entwickelt wird – und ob man beispielsweise jene Marketing-Führungskräfte benötigt, die bisher ausgebildet worden sind.

Zunächst muss hervorgehoben werden, dass die vollständige Automatisierung des Entscheidungsprozesses bisher nur in eingeschränktem Rahmen möglich ist, weil einerseits viele Prozesse nicht ausreichend strukturiert sind und andererseits Daten nicht in der erforderlichen Form vorliegen bzw. erhoben werden können. Wie bereits der Verlauf der

Industrialisierung und der Digitalisierung in den letzten Jahrzehnten gezeigt hat, wird die Technologie immer viele Aufgabenprofile ändern, einzelne Tätigkeiten eliminieren und gleichzeitig neue Felder eröffnen. Selbst wenn der technische Fortschritt sehr schnell voranschreitet, bleibt der Mensch ein soziales Wesen, das *für Veränderungsprozesse Zeit benötigt*. Letzteres wird offensichtlich, wenn man bedenkt, wie sich das Mediennutzungsverhalten in den letzten Jahrzehnten allmählich und schrittweise geändert hat. Die meisten klassischen Medien existieren nach wie vor, sie wurden allerdings durch neue, meist digitale Medien ergänzt und lediglich zum Teil abgelöst.

Trotz des enormen Potentials von auf Algorithmen basierenden Entscheidungsprozessen im Marketing wird es auch in den nächsten Jahren und Jahrzehnten noch eine Vielzahl von Situationen geben, die die (derzeitigen) *Grenzen dieser Technologie* aufzeigen:

(1) Reagieren auf seltene Ereignisse und Ausnahmen:

Künstliche Intelligenz erfordert in der Regel hohe Datenmengen; diese liegen für manche Entscheidungen nicht vor – oder treten so selten auf, dass es sich nicht lohnt, einen (gegebenenfalls lernenden) Algorithmus zu programmieren, weil eine Wiederholung selten ist und somit auch kein echter Lernprozess möglich ist. Wenn ein Unternehmen beispielsweise ausschließlich europäische Kunden bedient, dann kann es sein, dass das System nicht dafür geeignet ist, auf andersgeartete Kaufgewohnheiten und Präferenzen asiatischer Kunden einzugehen. Solche Entscheidungen werden somit auch in Zukunft aus Wirtschaftlichkeitsgründen manuell erfolgen.

(2) Sensomotorische Tätigkeiten und Entscheidungen:

In einigen Branchen gibt es Marketing-Entscheidungen, die derzeit noch nicht automatisiert werden können und sehr erfolgskritisch sind. So wird beispielsweise die taktile Beurteilung der Stoffqualität im (Luxus-)Modebereich noch manuell vorgenommen – der Computer kann hier unterstützen, aber die Entscheidung noch nicht übernehmen. Auch kreative Prozesse wie Design-Entscheidungen von Modeschöpfern oder die Werbekreation sind lediglich begrenzt automatisierbar.

(3) Entscheidungen nachvollziehbar begründen:

Wurden beispielsweise Preise mit Hilfe von Algorithmen optimiert, stellt sich die Frage, ob Unternehmen in der Lage sind, Preiserhöhungen für bestimmte Kundengruppen zu erklären. Diese Herausforderung hat sowohl ethische (z. B. Gleichbehandlung) als auch rechtliche Aspekte (Compliance). Das Gleiche gilt bei der Entscheidung, ob ein Kunde auf Rechnung zahlen darf – oder aber ob er immer im Voraus zahlen muss. In vielen Fällen müssen Entscheidungen transparent und im Nachhinein erläutert werden können. Weder ethisch noch rechtlich ist es bei personenbezogenen Entscheidungen zulässig, sich darauf zu berufen, dass der Computer die Entscheidung getroffen habe und dafür „verantwortlich“ sei. Es ist allerdings sehr schwierig, die auf komplizierten Algorithmen basierenden automatisierten Entscheidungen zu erläutern.

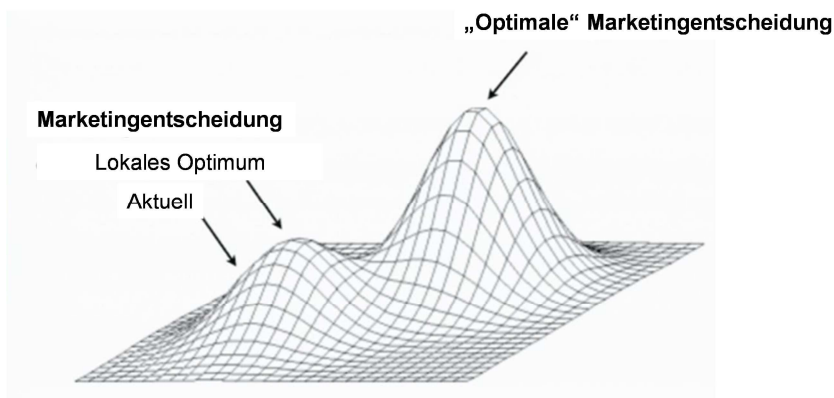
(4) Wirkliches „Verstehen“ und Interpretieren:

Algorithmen können zwar lernen, das menschliche Verhalten zu kopieren, doch sind sie dabei naturgemäß immer „rational“ – selbst wenn sie manches irrationale Verhalten und Entscheiden des Menschen imitieren. Echte emotionale Intelligenz, ein Mitfühlen und Nachvollziehen der Situation des Kunden ist selbst von Künstlicher Intelligenz nicht zu erwarten. Es besteht aber für den Kunden ein durchaus wahrnehmbarer Unterschied darin, ob man Interesse oder Freundlichkeit vortäuscht oder ob es tatsächlich vorhanden ist. Daher wird der zwischenmenschliche persönliche Verkauf im Marketing-Mix auch in Zukunft eine hervorgehobene Stellung einnehmen, die nicht vollumfänglich automatisiert werden kann. Erschwerend kommt hinzu, dass selbst wenn Menschen (Kunden oder Manager) erkennen, dass ein Algorithmus bessere Entscheidungen hervorbringt, sie eher einem Menschen als Künstlicher Intelligenz vertrauen (Dietvorst et al. 2014, S. 124 f.). Menschen übergewichten dabei insbesondere die eigene persönliche Meinung (Logg et al., 2019, S. 96).

(5) Echtes Lernen:

Experimente wie A/B-Tests sind ein wichtiges Instrument bei der Optimierung automatisierter Marketing-Entscheidungen. Allerdings führen solche Tests in Abhängigkeit der gewählten Startkonfiguration (z. B. einer Webseite) häufig zu Suboptima, nicht zum Optimum. Um diese Gefahr zu reduzieren, versucht man in der Realität, möglichst viele Startkonfigurationen (z. B. sehr unterschiedliche Webseiten) einzubeziehen, um den Suchraum möglichst breit abzudecken und dem Optimum nahe zu kommen. Eine wichtige Bedingung für echtes Lernen auf Basis von Experimenten ist jedoch, dass man eine Theorie hat, die in der Lage ist, Ursache-Wirkung zu erklären – und andere Ursachen auszuschließen (Hunt 2002, S. 127 f.; Kuss et al. 2014, S. 35 f.). A/B-Tests und Regressionsrechnungen allein sind nicht ausreichend.

Abbildung 7 Experimente führen nicht immer zu „optimalen“ Marketing-Entscheidungen



(6) Intentionen:

Ein Algorithmus kann keine Intention entwickeln, d. h. insbesondere die übergeordneten Zielvorgaben müssen vorgängig durch das Management erfolgen. Ein Computer kann keine eigene Absicht entwickeln. Für das Marketing bedeutet dies, dass Ziele und Zielprioritäten vorgegeben werden müssen (z. B. Wachstum, Profitabilität und Sicherheit). Die Zielsetzung lässt sich somit nicht automatisieren und bleibt eine Management-Aufgabe.

(7) Humor:

Marketing ist ein sozialer Prozess, der auch mit Humor, Ironie und zum Teil Sarkasmus funktioniert. Hier stoßen Algorithmen derzeit noch an ihre Grenzen – nicht nur, was das korrekte Erfassen und Interpretieren angeht, sondern insbesondere auch das Generieren von humorvollen oder ironischen Inhalten. Dies gilt erst recht, wenn viele Nebenbedingungen (z. B. Political Correctness) zu erfüllen sind.

5 Fazit

Algorithmen und Künstliche Intelligenz werden Marketing-Entscheidungen in Zukunft stark beeinflussen. Fasst man Marketing-Controlling als Qualitätssicherungsaufgabe des Marketing Managements auf, so ist festzuhalten, dass die Automatisierung einen entscheidenden Engpass im Marketing Management weitgehend vermeiden kann: die ungenügenden Lernprozesse aufgrund der begrenzten Informationsverarbeitungskapazität einerseits und der zu niedrigen Zahl an Repetitionen andererseits, die eine Optimierung erlauben.

Für das Marketing Management heißt dies, dass künftig weniger die Erfahrung des Managements aufgrund der wiederholten Durchführung gewisser Marketing-Tätigkeiten entscheidend sein wird, sondern die *Entwicklung einer klaren Zielvorstellung*, die emotionale Empathie sowie die Interpretation und Theoriebildung. Mit anderen Worten: Während früher der wichtigste Engpass der Marketing-Willensbildung primär ein Rationalitätsdefizit aufgrund unzureichender Informationsbasis war, so verstärkt die Automatisierung die rationalen Elemente des Entscheidungsprozesses. Das Defizit liegt somit zunehmend im Bereich der Intuition. Somit bleibt es zwar eine zentrale Aufgabe des Marketing-Controllings, das Gleichgewicht von Intuition und Reflexion bei der Entscheidungsfindung sicherzustellen – Aber der „menschliche“ Aspekt wird wichtiger.

Literatur

- Agrawal, A/Gans, J. S./Goldfarb, A. (2018): Prediction Machines: The Simple Economics of Artificial Intelligence. Ingram: Boston.
- Baker, E. H. (2014): Looking Outward with Big Data, in: Tech & Innovation. Originally published by Booz & Company, 2014(March).

- Böcker, F. (1988): Marketing-Kontrolle. Kohlhammer: Stuttgart et al.
- Davenport, T. H./Farris, J. G. (2007): *Competing on Analytics: The New Science of Winning*. Harvard Business Review Press: Boston.
- Davenport, T. H./Kirby, J. (2016): *Only Humans Need Apply: Winners and Losers in the Age of Smart Machines*. Harper Business: New York.
- Dietvorst, B. J./Simmons, J. P./Massey, C. (2015): Algorithm aversion: People erroneously avoid algorithms after seeing them, in: *Journal of Experimental Psychology, General*, 144(1), 114-126.
- Esch, F.-R. (1998): Expertensysteme zur Unterstützung von Werbeentscheidungen, in: Hippner H./ Meyer, M./Wilde, K.D. (Hrsg.): *Computer Based Marketing*. Gabler Vieweg: Wiesbaden, 97-107.
- Gartner (2016): 2017 Planning Guide for Data and Analytics, Document G00311517, Stamford.
- Gigerenzer, G. (2014): *Risk Savvy – How to Make Good Decisions*. Viking: New York.
- Gigerenzer, G./Hertwig, R./Pachur T. (Hrsg.) (2011): *Heuristics: The Foundations of Adaptive Behavior*. Oxford University Press: New York.
- Horváth, P. (2011): *Controlling*. 12. Aufl., Vahlen: München.
- Hunt, S. (2002): *Foundations of Marketing Theory*. Routledge: Armonk.
- Kahneman, D. (2003): Maps of bounded rationality: Psychology for behavioral economics, in: *American Economic Review*, 93(5), 1449-1475.
- Kaplan, A./Haenlein, M. (2019): Siri, Siri in my Hand, who is the Fairest in the Land? On the Interpretations, Illustrations and Implications of Artificial Intelligence, in: *Business Horizons*, 62(1), 15-25.
- Kuss, A./Wildner, R./Kreis, H. (2014): *Marktforschung – Grundlagen der Datenerhebung und Datenanalyse*. 5. Aufl., Springer Gabler: Wiesbaden.
- Lilien, G. L. (2011): Bridging the Academic–Practitioner Divide in Marketing Decision Models, in: *Journal of Marketing*, 75(4), 196-210.
- Logg, J. M./Minson, J. A./Moore, D. A. (2019): Algorithm appreciation: People prefer algorithmic to human judgment, in: *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 151(March), 90-103.
- Luan, S./Reb, J./Gigerenzer, G. (2019): Ecological Rationality: Fast-and-Frugal Heuristics for Managerial Decision Making under Uncertainty, in: *Academy of Management Journal*, 62(6), 1735-1759.
- Reinecke, S. (2004): *Marketing Performance Management*. Deutscher Universitätsverlag: Wiesbaden.
- Reinecke, S./Janz, S. (2007): *Marketingcontrolling*. Kohlhammer: Stuttgart.

- Reinecke, S./Wortmann, C. (2018): Google Knows it Better? Ein Plädoyer für integrierte und wider ausschließlich verhaltensorientierte Ansätze zur strategischen Kundensegmentierung, in Barth, B./Flaig, B. B./Schäuble, N./Manfred, T. (Hrsg.): Praxis der Sinus-Milieus. Springer: Wiesbaden, 193-207.
- Russo, J. E./Schoemaker, P. J. H. (2002): Winning Decisions: Getting It Right the First Time. Currency: New York et al.
- Sieewart, H./Reinecke, S./Sander, S. (2010): Kennzahlen für die Unternehmensführung. 7. Aufl., Haupt: Bern et al.
- Tversky, A./Kahneman, D. (1974): Judgment under Uncertainty: Heuristics and Biases, in: Science, 27, 1124-1131.
- Weber, J. (1999): Einführung in das Controlling. 8. Aufl., Schäffer-Poeschel: Stuttgart.
- Weber, J./Schäffer, U. (2016): Einführung in das Controlling. 15. Aufl., Schäffer-Poeschel: Stuttgart.
- Wild, J. (1974): Grundlagen der Unternehmensplanung. Rowohlt: Hamburg.
- Wilson, H. J./Daugherty, P. R. (2018): Collaborative Intelligence: Humans and AI Are Joining Forces, in: Harvard Business Review, 96(July-August), 114-123.
- Wirth, N. (2018): Hello marketing, what can artificial intelligence help you with?, in: International Journal of Market Research, 60(5), 435-438.