

Forum Dienstleistungsmanagement

Manfred Bruhn
Karsten Hadwich *Hrsg.*

Künstliche Intelligenz im Dienstleistungs- management

Band 2: Einsatzfelder – Akzeptanz –
Kundeninteraktionen

 Springer Gabler

Forum Dienstleistungsmanagement

Reihe herausgegeben von

Manfred Bruhn, Basel, Schweiz

Karsten Hadwich, Stuttgart, Deutschland

Das „Forum Dienstleistungsmanagement“ informiert umfassend über neue Erkenntnisse zu einem aus Sicht von Wissenschaft und Praxis besonders relevanten Schwerpunktthema des Dienstleistungsmanagements. Es bietet einen Einblick in die aktuelle wissenschaftliche Diskussion dieses Schwerpunktthemas, ergänzt durch Praxisbeispiele, in denen Dienstleistungsunternehmen ihre praktischen Erfahrungen mit innovativen Managementmethoden vorstellen.

Weitere Bände in der Reihe <http://www.springer.com/series/16386>

Manfred Bruhn · Karsten Hadwich
(Hrsg.)

Künstliche Intelligenz im Dienstleistungs- management

Band 2: Einsatzfelder – Akzeptanz –
Kundeninteraktionen

Hrsg.

Manfred Bruhn
Marketing und Unternehmensführung
Wirtschaftswissenschaftliche Fakultät
Universität Basel
Basel, Schweiz

Karsten Hadwich
Lehrstuhl für Dienstleistungsmanagement
Fakultät Wirtschafts- und Sozialwissenschaften
Universität Hohenheim
Stuttgart, Deutschland

ISSN 2662-3382

ISSN 2662-3390 (electronic)

Forum Dienstleistungsmanagement

ISBN 978-3-658-34325-5

ISBN 978-3-658-34326-2 (eBook)

<https://doi.org/10.1007/978-3-658-34326-2>

Die Deutsche Nationalbibliothek verzeichnet diese Publikation in der Deutschen Nationalbibliografie; detaillierte bibliografische Daten sind im Internet über <http://dnb.d-nb.de> abrufbar.

© Springer Fachmedien Wiesbaden GmbH, ein Teil von Springer Nature 2021, korrigierte Publikation 2021

Das Werk einschließlich aller seiner Teile ist urheberrechtlich geschützt. Jede Verwertung, die nicht ausdrücklich vom Urheberrechtsgesetz zugelassen ist, bedarf der vorherigen Zustimmung des Verlags. Das gilt insbesondere für Vervielfältigungen, Bearbeitungen, Übersetzungen, Mikroverfilmungen und die Einspeicherung und Verarbeitung in elektronischen Systemen.

Die Wiedergabe von allgemein beschreibenden Bezeichnungen, Marken, Unternehmensnamen etc. in diesem Werk bedeutet nicht, dass diese frei durch jedermann benutzt werden dürfen. Die Berechtigung zur Benutzung unterliegt, auch ohne gesonderten Hinweis hierzu, den Regeln des Markenrechts. Die Rechte des jeweiligen Zeicheninhabers sind zu beachten.

Der Verlag, die Autoren und die Herausgeber gehen davon aus, dass die Angaben und Informationen in diesem Werk zum Zeitpunkt der Veröffentlichung vollständig und korrekt sind. Weder der Verlag, noch die Autoren oder die Herausgeber übernehmen, ausdrücklich oder implizit, Gewähr für den Inhalt des Werkes, etwaige Fehler oder Äußerungen. Der Verlag bleibt im Hinblick auf geografische Zuordnungen und Gebietsbezeichnungen in veröffentlichten Karten und Institutionsadressen neutral.

Planung/Lektorat: Barbara Roscher

Springer Gabler ist ein Imprint der eingetragenen Gesellschaft Springer Fachmedien Wiesbaden GmbH und ist ein Teil von Springer Nature.

Die Anschrift der Gesellschaft ist: Abraham-Lincoln-Str. 46, 65189 Wiesbaden, Germany

Vorwort

Die *Künstliche Intelligenz* (KI) ist in den letzten Jahren stark in den Mittelpunkt des Interesses und der Diskussionen in Wissenschaft und Praxis gerückt. Sie gilt als Schlüsseltechnologie zur Lösung komplexer Probleme und gibt vielfältige Hilfestellungen bei Entscheidungen für Anbieter und Kunden.

KI löst auch im *Dienstleistungskontext* vielfältige Veränderungsprozesse aus. Durch ein auf Big Data basierendes umfassendes Kundenwissen und eine über verschiedene Kanäle wirkende Kundenkommunikation werden personalisierte Dienstleistungen geschaffen und engere Beziehungen zum Kunden ermöglicht. Letztendlich führt dies zu profitableren Kundenbeziehungen und der Ausweitung des Dienstleistungsgeschäfts. Die KI bringt jedoch nicht nur große Potenziale mit sich, sondern birgt auch Herausforderungen, die von technologischen Problemen über die mitarbeiterseitigen Umsetzungsbarrieren bis hin zum Mangel an Vertrauen und Akzeptanz beim Kunden reichen.

Vor diesem Hintergrund wird in den vorliegenden Sammelbänden die „*Künstliche Intelligenz im Dienstleistungsmanagement*“ in den Mittelpunkt der Diskussion gestellt. Damit widmet sich das diesjährige Forum Dienstleistungsmanagement den in Wissenschaft und Praxis aktuell sehr intensiv diskutierten Fragestellungen.

Die Relevanz und Aktualität des Themas hat sich auch in der starken Resonanz auf unser Call for Papers bemerkbar gemacht. Die Zahl der interessanten und hochwertigen Einreichungen sowie auch die Vielfalt der beteiligten Disziplinen ist so groß gewesen, dass wir uns entschieden haben, dem Thema zwei Bände zu widmen. In diesen zwei Bänden setzen sich mehr als 90 profilierte Wissenschaftler und Vertreter der Praxis mit dem Einsatz und den Herausforderungen der Künstlichen Intelligenz im Dienstleistungsmanagement auseinander.

Im vorliegenden Forum Dienstleistungsmanagement werden die Diskussionen zur Künstlichen Intelligenz im Dienstleistungsmanagement sieben Themenbereichen zugeordnet, die sich in der Gesamtgliederung des Forums Dienstleistungsmanagement wiederfinden:

- (1) Ein erster Themenbereich befasst sich mit den Potenzialen und der Gestaltung von *KI-basierten Geschäftsmodellen*.
- (2) Im Weiteren wird diskutiert, wie *Dienstleistungsinnovationen durch KI* geschaffen werden können.
- (3) Im Rahmen der *Implementierung der KI im Dienstleistungskontext* wird die Umsetzungsperspektive unter Berücksichtigung zentraler Barrieren behandelt.
- (4) Die *Einsatzfelder der KI im Dienstleistungsmanagement* zeigen die vielfältigen Potenziale anhand von konkreten Beispielen auf.

- (5) Mit der Frage des *Vertrauens* und der *Akzeptanz von KI-basierten Dienstleistungen* wird die Kundenperspektive eingenommen.
- (6) Die Gestaltung von *Kundeninteraktion im KI-Kontext* diskutiert die Einsatzmöglichkeiten von KI im Service Encounter.
- (7) Schließlich werden unterschiedliche *branchenspezifische Besonderheiten* von KI-basierten Dienstleistungen betrachtet.

Band 1 behandelt KI-basierte Geschäftsmodelle, Dienstleistungsinnovationen durch KI, Fragestellungen der Implementierung der KI sowie branchenspezifischen Besonderheiten der KI im Dienstleistungskontext.

Band 2 befasst sich mit Einsatzfeldern der KI im Dienstleistungsmanagement, Vertrauen und Akzeptanz von KI-basierten Dienstleistungen sowie der Gestaltung von Kundeninteraktion im KI-Kontext.

Insgesamt liegt damit eine sehr umfassende und facettenreiche Erörterung des Themas der Künstlichen Intelligenz im Dienstleistungsmanagement vor. Die Beiträge werden in beiden Bänden durch einen Literatur-Service ergänzt, der eine thematisch geordnete Zusammenstellung wichtiger Veröffentlichungen zum Themengebiet beinhaltet.

Seit dem Jahr 2016 wird der vorliegende Sammelband durch die Veranstaltung „Forum Dienstleistungsmanagement“ an den Universitäten Basel und Hohenheim ergänzt. Hier greifen Wissenschaftler und Praktiker das aktuelle Thema in Vorträgen und Podiumsdiskussionen auf. Die Website zur Veranstaltung findet sich unter www.forum-dlm.ch.

Unser herzlicher Dank für die Projektorganisation und Koordination dieser Ausgabe des Forums geht an Kerstin Sayer, M. Sc. vom Lehrstuhl für Dienstleistungsmanagement der Universität Hohenheim und an die wissenschaftlichen Hilfskräfte des dortigen Lehrstuhls für die Unterstützung bei der Formatierung der Beiträge.

Wir hoffen, dass das „Forum Dienstleistungsmanagement“ auch im Jahre 2021 wiederum sein Ziel erreicht, nicht nur eine aktuelle Forschungsdiskussion im Bereich Dienstleistungsmanagement zu fördern, sondern auch der Praxis dienlich ist und zugleich Wissenschaft und Dienstleistungsmanagern einen zusätzlichen Service-Nutzen liefert.

Basel und Hohenheim

MANFRED BRUHN
KARSTEN HADWICH

Forum Dienstleistungsmanagement

Herausgeber: Manfred Bruhn und Karsten Hadwich

Das „Forum Dienstleistungsmanagement“ erscheint jährlich zu einem aktuellen Thema mit einer hohen Relevanz für Wissenschaft und Praxis. Wissenschaftler und Praktiker geben mit ihren Beiträgen Impulse für neue Erkenntnisse und Anregungen zur Diskussion.

Die Reihe „Forum Dienstleistungsmanagement“ verfolgt die folgenden Ziele:

- Jeder Sammelband informiert umfassend über neue Erkenntnisse zu einem besonders relevanten Schwerpunktthema des Dienstleistungsmanagements.
- Zu dem Schwerpunktthema wird ein vielfältiger Einblick in die aktuelle wissenschaftliche Diskussion gegeben. Führende Wissenschaftlerinnen und Wissenschaftler geben Hinweise auf ihre neuesten Erkenntnisse und aktuellen Studien.
- Dies wird ergänzt durch Praxisbeispiele, in denen Dienstleistungsunternehmen ihre praktischen Erfahrungen mit innovativen Managementmethoden vorstellen.
- In einem Literaturservice wird auf wichtige Veröffentlichungen zum jeweiligen Themengebiet hingewiesen.

Die Bände zum „Forum Dienstleistungsmanagement“ erscheinen im Verlag Springer Gabler, Wiesbaden, (2000-2010 in der Herausgeberschaft von Manfred Bruhn und Bernd Stauss, seit 2011 in der Herausgeberschaft von Manfred Bruhn und Karsten Hadwich). Die Beiträge erscheinen in deutscher oder englischer Sprache.

Bisher sind 612 Beiträge von 1.391 Autorinnen und Autoren (mehrfache Autorenschaft in verschiedenen Bänden mit eingerechnet) in den folgenden Sammelbänden erschienen:

- 2021 Künstliche Intelligenz im Dienstleistungsmanagement
Band 1: Geschäftsmodelle, Serviceinnovationen, Implementierung
Band 2: Einsatzfelder, Akzeptanz, Kundeninteraktionen
- 2020 Automatisierung und Personalisierung von Dienstleistungen
Band 1: Konzepte, Kundeninteraktionen, Geschäftsmodelle
Band 2: Methoden, Potenziale, Einsatzfelder
- 2019 Kooperative Dienstleistungen – Spannungsfelder zwischen Service Cooperation und Service Coopetition
- 2018 Service Business Development
Band 1: Strategien, Innovationen, Geschäftsmodelle
Band 2: Methoden, Erlösmodelle, Marketinginstrumente
- 2017 Dienstleistungen 4.0
Band 1: Konzepte, Methoden, Instrumente
Band 2: Geschäftsmodelle, Wertschöpfung, Transformation

-
- | | |
|------|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 2016 | Servicetransformation – Entwicklung vom Produktanbieter zum Dienstleistungsunternehmen |
| 2015 | Interaktive Wertschöpfung – Strategische Ausrichtung von Kundeninteraktionen, Geschäftsmodellen und sozialen Netzwerken |
| 2014 | Service Value als Werttreiber – Konzepte, Messung und Steuerung |
| 2013 | Dienstleistungsmanagement und Social Media – Potenziale, Strategien und Instrumente |
| 2012 | Customer Experience |
| 2011 | Dienstleistungsproduktivität
Band 1: Management, Prozessgestaltung, Kundenperspektive
Band 2: Innovationsentwicklung, Internationalität, Mitarbeiterperspektive |
| 2010 | Serviceorientierung im Unternehmen |
| 2009 | Kundenintegration |
| 2008 | Dienstleistungsmarken |
| 2007 | Wertschöpfungsprozesse bei Dienstleistungen |
| 2006 | Dienstleistungscontrolling |
| 2005 | Internationalisierung von Dienstleistungen |
| 2004 | Dienstleistungsinnovationen |
| 2003 | Dienstleistungsnetzwerke |
| 2002 | Electronic Services |
| 2001 | Interaktionen im Dienstleistungsbereich |
| 2000 | Kundenbeziehungen im Dienstleistungsbereich |

Seit dem Jahr 2016 wird die Buchreihe durch eine Veranstaltung „Forum Dienstleistungsmanagement“ an den Universitäten Basel und Hohenheim ergänzt. Hier greifen Wissenschaftler und Wissenschaftlerinnen sowie Praktiker das aktuelle Thema in Vorträgen und Podiumsdiskussionen auf. Die Website zur Veranstaltung findet sich unter www.forum-dlm.ch.

Interessierte Autorinnen und Autoren aus Wissenschaft und Praxis können sich gerne direkt an einen der beiden Herausgeber, Manfred Bruhn (manfred.bruhn@unibas.ch) oder Karsten Hadwich (karsten.hadwich@uni-hohenheim.de), wenden.

Inhaltsverzeichnis

Vorwort.....	V
--------------	---

Teil A: Wissenschaftliche Beiträge

<i>Manfred Bruhn und Karsten Hadwich</i> Künstliche Intelligenz im Dienstleistungsmanagement – Anwendungen, Einsatzbereiche und Herangehensweisen	3
---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	---

1. Einsatzfelder der KI im Dienstleistungsmanagement

<i>Maria Madlberger</i> Artificial Intelligence in the B2C Service Sector – A Literature Review	53
----------------------------------------------------------------------------------------------------------	----

<i>Rolf Weiber und Julian Morgen</i> Autonomous Consumer Analysis.....	83
---------------------------------------------------------------------------	----

<i>Jens Lamprecht und Susanne Robra-Bissantz</i> This Is A Lemon and This Is Not – Was uns Künstliche Intelligenz über unsere Nutzer sagen kann.....	113
------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	-----

<i>Matthias H.J. Gouthier und Nora Kern</i> Hyperpersonalisierung – Hochpersonalisierte Kundenansprache durch den Einsatz Künstlicher Intelligenz	127
---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	-----

<i>Marvin Kalla und Mischa Seiter</i> Einsatzszenarien digitaler Sprachassistenzsysteme im Dienstleistungs- management	155
------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	-----

<i>Markus Voeth, Michael Oryl und Niklas F. Bronnert</i> Einsatz Künstlicher Intelligenz in Einkaufsverhandlungen – Status quo und Anwendungsfälle	185
----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	-----

<i>Holger Roschk, Masoumeh Hosseinpour and Golnaz Rezai</i> Supporting Complaint Management with Artificial Intelligence	213
-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	-----

<i>Wassili Lasarov</i> Nachhaltiger Konsum im digitalen Zeitalter	235
----------------------------------------------------------------------------	-----

2. Vertrauen und Akzeptanz in KI-basierte Dienstleistungen

<i>Raffael Rathje, Fabio-Yannick Laschet und Peter Kenning</i> Künstliche Intelligenz in der Finanzdienstleistungsbranche – Welche Bedeutung hat das Kundenvertrauen?	265
--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	-----

<i>Jan-Gerrit Grotenhermen, Nicholas Schönberg und Gerhard Schewe</i> Wahrnehmungen und Vertrauen gegenüber Conversational Agents im Kundenservice von Finanzdienstleistern – Eine vergleichende Analyse	289
-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	-----

<i>Martin Gersch, Christian Meske, Enrico Bunde, Nader Aldoj, Jenny S. Wesche, Uta Wilkens und Marc Dewey</i> Vertrauen in KI-basierte Radiologie – Erste Erkenntnisse durch eine explorative Stakeholder-Konsultation.....	309
--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	-----

<i>Christopher Garrelfs, Marie Lüngen und Carsten Schultz</i> Partizipative Dienstleistungsentwicklung im Gesundheitswesen – Barrieren der Nutzerintegration bei KI-basierten Dienstleistungen	337
---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	-----

<i>Christopher Pütz, Sebastian Düppre, Stefan Roth und Werner Weiss</i> Akzeptanz und Nutzung von Chat-/Voicebots.....	361
---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	-----

<i>Jens Hogreve and Frederica Janotta</i> What Drives the Acceptance of Urban Air Mobility – A Qualitative Analysis	385
------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	-----

3. Gestaltung von Kundeninteraktion im KI-Kontext

<i>Michael Leyer</i> Integration von Künstlicher Intelligenz in Dienstleistungen aus Kundenperspektive	411
-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------	-----

<i>Adnan Zogaj, Philipp M. Mähner and Dieter K. Tscheulin</i> Similarity between Human Beings and Chatbots – The Effect of Self-Congruence on Consumer Satisfaction while considering the Mediating Role of Authenticity	427
-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	-----

Stefanie Paluch and Thomas Wittkop
Do You Care What Robots Think? – Embarrassing Encounters with Service
Robots 445

Marie-Sophie Schönitz
The Dark Side of the Halo – Implications of the Horn Effect for the Management
of Business-to-Customer Relationships in the Context of Artificial Intelligence 471

Matthias H. J. Gouthier und Nora Kern
Erratum zu: Hyperpersonalisierung – Hochpersonalisierte Kundenansprache durch
den Einsatz Künstlicher Intelligenz E1

Teil B: Serviceteil

Ausgewählte Literatur zum Themengebiet „Künstliche Intelligenz im
Dienstleistungsmanagement“ 499

Stichwortverzeichnis 509

Teil A:

Wissenschaftliche Beiträge



Manfred Bruhn und Karsten Hadwich

Künstliche Intelligenz im Dienstleistungsmanagement – Anwendungen, Einsatzbereiche und Herangehensweisen

1. Bedeutung und Relevanz der Künstlichen Intelligenz im Dienstleistungsmanagement
2. Grundlagen der Künstlichen Intelligenz
 - 2.1 Begriffsverständnis der Künstlichen Intelligenz
 - 2.2 Klassifizierungsmerkmale der Künstlichen Intelligenz
 - 2.3 Künstliche Intelligenz als interdisziplinäres Forschungsfeld
3. Technische Voraussetzungen der Künstlichen Intelligenz
 - 3.1 Datenverarbeitung als Grundlage für die Künstliche Intelligenz
 - 3.2 Techniken und Methoden der Künstlichen Intelligenz
4. Einsatzbereiche der Künstlichen Intelligenz im Dienstleistungsmanagement
 - 4.1 Besonderheiten der Künstlichen Intelligenz im Dienstleistungsmanagement
 - 4.2 Künstliche Intelligenz als Innovationstreiber im Dienstleistungsmanagement
 - 4.2.1 Neue Geschäftsmodellstrukturen
 - 4.2.2 Neue Dienstleistungskonzepte
 - 4.2.3 Neue Dienstleistungssysteme
 - 4.2.4 Neue Kundenschnittstellen
 - 4.3 Chancen und Risiken im Einsatz der Künstlichen Intelligenz
 - 4.4 Branchenspezifische Einsatzpotenziale der Künstlichen Intelligenz im Dienstleistungsmanagement

5. Methodische Herangehensweise beim Einsatz der Künstlichen Intelligenz im Dienstleistungsmanagement

6. Kritische Würdigung der Künstlichen Intelligenz in Forschung und Praxis

Literaturverzeichnis

Prof. Dr. Dr. h.c. mult. *Manfred Bruhn* ist Professor der Betriebswirtschaftslehre, insbesondere Marketing und Unternehmensführung, an der Wirtschaftswissenschaftlichen Fakultät der Universität Basel und Honorarprofessor an der Technischen Universität München. Prof. Dr. *Karsten Hadwich* ist Inhaber des Lehrstuhls für Dienstleistungsmanagement am Institut für Marketing & Management der Universität Hohenheim.

1. Bedeutung und Relevanz der Künstlichen Intelligenz im Dienstleistungsmanagement

Technologische Trends wie beispielsweise die engere Verknüpfung von Unternehmen mit Kunden, deren Wissensspeicherung und die Analyse der Informationen stellen einen starken Treiber von Veränderungen auf Märkten und für Unternehmen dar, die insbesondere in der Zukunft stetig weiter an Bedeutung gewinnen werden (Rust/Huang 2014; Rust 2020). Insbesondere die Digitalisierung und damit einhergehende Chancen befeuern diese Entwicklungen für die Geschäftswelt. Die *Künstliche Intelligenz* (KI) hat hier in den letzten Jahren eine besonders prominente und disruptive Stellung in der Transformation der Geschäftswelt eingenommen. *Big Data* als Befähiger der KI und die weiterentwickelten Möglichkeiten in der Informatik hinsichtlich der Verarbeitung großer Datenmengen mittels gesteigerter Computerleistung haben den Weg geebnet, sodass Unternehmen neuen Herausforderungen gegenüberstehen (Haenlein/Kaplan 2019).

Für Unternehmen steigt die Notwendigkeit, sich mit den *Einsatzfeldern der KI* in ihrem speziellen Kontext und den sich daraus ergebenden neuen Möglichkeiten sowie damit einhergehenden Herausforderungen zu befassen. Mit Hilfe von Daten gewinnen Unternehmen tiefere Kenntnisse über den Kunden, dessen Umfeld und die Nutzung des Angebots. Die Erkenntnisse über Kunden und Anwender können zu einer organisationalen Veränderung im Unternehmen selbst, der Schnittstelle zum Kunden oder auch des Leistungsangebots führen (Cohen 2018). Dabei stellt die oftmals nur unzulängliche Verarbeitung der gesammelten Daten eine zentrale Herausforderung für Unternehmen dar. Die KI kann für einen tiefergehenden und ganzheitlicheren Einblick in beispielsweise Kundendaten und die gezielte Anwendung der daraus folgenden Erkenntnisse eingesetzt werden und neue Potenziale für die Geschäftstätigkeit des Unternehmens aufdecken (Cohen 2018). Dabei birgt der Einsatz der KI sowohl im B2B-Kontext als auch im B2C-Kontext große Potenziale. Jedoch steckt die deutsche Wirtschaft noch in den Anfängen der KI-Implementierung. Lediglich 5,6 Prozent der deutschen Unternehmen setzten im Jahre 2019 KI-Methoden ein (Rammer et al. 2020). Unternehmen haben sich insofern noch einem tiefgreifenden Wandel zu stellen.

Nicht nur in der verarbeitenden Industrie wird durch KI eine Entwicklung von produzierenden Unternehmen zu Dienstleistern vorangetrieben, auch im *Dienstleistungssektor* selbst werden durch KI vielfältige Veränderungsprozesse ausgelöst. Durch ein auf Big Data basierendes umfassendes Kundenwissen und eine über verschiedene Kanäle wirkende Kundenkommunikation werden personalisierte Dienstleistungen geschaffen und engere Beziehungen zum Kunden ermöglicht. Letztendlich führt dies zu profitableren Kundenbeziehungen und der Ausweitung des Dienstleistungssektors (Rust/Huang 2014).

Vor allem KI-basierte Dienstleistungen, die einen kundenzentrierten Fokus haben, werden in den vergangenen Jahren stetig weiterentwickelt und verändern maßgeblich die Kundeninteraktion von Unternehmen (Ostrom et al. 2019). Einen bedeutenden Einfluss hat die KI im Dienstleistungsmanagement auf die *Gestaltung von neuen Dienstleistungen*. Hierbei werden hinsichtlich des Einsatzes der KI beispielsweise KI-unterstützte, KI-erweiterte oder KI-geführte Dienstleistungen unterschieden (Ostrom et al. 2019). Im Zentrum der Diskussion steht neben der Art und Weise, wie die KI-basierten Dienstleistungen angeboten werden, auch die Frage, wie Kunden die KI-basierten Dienstleistungen am *Service Encounter* wahrnehmen (Keyser et al. 2019).

Obwohl die Relevanz der KI und die damit einhergehenden Möglichkeiten und Potenziale bekannt sind, wagen bisher nur wenige Unternehmen den Schritt der Eingliederung von KI in ihre Prozesse und Produkte oder ein gesamthafes Umschwenken auf KI-basierte Geschäftsmodelle. Jedoch stehen diesen Entwicklungen auch Fragestellungen des Datenschutzes und ethische Bedenken im Hinblick auf die Art der Datensammlung und -nutzung gesamtgesellschaftlich gegenüber (Aradau/Blanke 2015; Etzioni/Etzioni 2017). Diese *Ambivalenz zwischen Chancen und Risiken der KI* verdeutlichte bereits Stephen Hawking: „The rise of powerful AI will be either the best or the worst thing ever to happen to humanity. We do not yet know which“ (Makridakis 2017).

Um sich der Komplexität des Themas KI, ihrer Formen, Ausprägungen, Chancen und Möglichkeiten zu nähern, befassen sich die Beiträge der beiden Sammelbände mit verschiedenen Aspekten der KI im Dienstleistungsmanagement. Dabei können die Beiträge je nach spezifischem Inhalt den nachfolgenden sieben *Forschungslinien* zugeordnet werden, die auch der Gliederung der beiden Sammelbände entsprechen:

- (1) Die Diskussion um die *Entwicklung KI-basierter Geschäftsmodelle* befasst sich mit den Potenzialen und den Gestaltungsmöglichkeiten der KI.
- (2) Im Rahmen der *Dienstleistungsinnovationen* werden die Besonderheiten und Möglichkeiten von spezifischen Leistungs- und Prozessinnovationen zur Nutzung der Technologie diskutiert.
- (3) Ein weiteres Themenfeld befasst sich mit der *Implementierung der KI* bei Dienstleistungen unter Berücksichtigung zentraler Barrieren.
- (4) Daraus ergeben sich spezifische *Einsatzfelder der KI* im Dienstleistungskontext.
- (5) Bei der Frage des *Vertrauens* und der *Akzeptanz* von KI-basierten Dienstleistungen ist primär die Kundenperspektive von Bedeutung.
- (6) Im Rahmen der *Gestaltung von Kundeninteraktion im KI-Kontext* werden Einsatzmöglichkeiten im Rahmen der Kunde-Mitarbeitenden-Interaktion untersucht.
- (7) Schließlich sind *branchenspezifische Besonderheiten* von KI-basierten Dienstleistungen zu beachten.

Nachfolgend werden die Grundlagen zur KI (Abschnitt 2) sowie die technische Anwendung der KI im (Abschnitt 3) erläutert. Die Einsatzbereiche von KI im Unternehmen werden in Abschnitt 4 und die methodische Vorgehensweise beim Einsatz der KI im Dienstleistungsmanagement in Abschnitt 5 diskutiert. Abschnitt 6 behandelt die kritische Reflexion und Zukunftsperspektiven der KI im Dienstleistungsbereich.

2. Grundlagen der Künstlichen Intelligenz

2.1 Begriffsverständnis der Künstlichen Intelligenz

Die *Künstliche Intelligenz* (KI) als Schlagwort und Begriff, sowohl in der Wissenschaft als auch im gesellschaftlichen Diskurs, ist seit den 1950er Jahren geläufig. Es wurde dabei maßgeblich von dem Mathematiker McCarthy und Kognitionswissenschaftler Minsky geprägt, die den Grundstein zur Evolution der KI darlegten (Russell/Norvig 2016; Davenport et al. 2019). Die vielen Anwendungsmöglichkeiten und Entwicklungen der Künstlichen Intelligenz ergeben sich neben den weitreichenden technologischen Möglichkeiten auch durch das unterschiedliche Verständnis von Intelligenz. Der Teilbegriff *Intelligenz* unterliegt in der Literatur verschiedenen Begriffsverständnissen. Zu Beginn der wissenschaftlichen Diskussion wurde (menschliche) Intelligenz lediglich als eine angeborene Fähigkeit betrachtet, die unbeeinflusst von äußeren Faktoren (wie z. B. Erfahrungen) bleibt (Schlinger 2003; Kaplan/Haenlein 2019). Weiterhin wurde sie einem Personenkreise zugeschrieben, denen ein besonderes Gedächtnis und analytische Fähigkeiten nachgesagt wurden (Jensen 1998; Sternberg 2005). Relevante Fähigkeiten, wie z. B. Kreativität, wurden in diesen anfänglichen Betrachtungen vernachlässigt oder sogar als wenig intelligent deklariert.

Heute wird ein weiteres und facettenreicheres Verständnis dem Begriff der Intelligenz zugrunde gelegt. Sternberg (2005) definiert neben der *Analytischen Intelligenz* die *Kreative Intelligenz* als Art der unkonventionellen Problemlösung und die *Praktische Intelligenz* als Fähigkeit der Adaption an die Umwelt und versteht dabei die Intelligenz als eine Fähigkeit, gesetzte Ziele innerhalb einer sozialen Umgebung zu erreichen. Dabei spielt das *Lernen und Handeln* eine weitere zentrale Rolle, die Schlinger (2003) mit aufnimmt und damit Intelligenz als Fähigkeit begreift, sich an Gegebenheiten anzupassen und dadurch für die Zukunft zu lernen (Schlinger 2003). Intelligenz ist damit eine übergeordnete Fähigkeit, Schlussfolgerungen zu ziehen, aktiv Probleme – auch komplexe – zu lösen und aus Erfahrungen schnell und effektiv zu lernen (Gottfredson 1997). Eine Künstliche Intelligenz hat daher zum Ziel, diese seither auf den Menschen bezogenen Aspekte zu imitieren und gleichwertig wie ein Mensch zu denken und zu handeln (Fraunhofer 2017).

Künstliche Intelligenz bedeutet vor diesem Hintergrund, aus einem gegebenen Datensatz zu lernen, Schlussfolgerungen abzuleiten und sich flexibel an die Umwelt anzupassen (Kaplan/Haenlein 2019). KI soll letztlich nicht nur menschliches Denken, sondern auch menschliches Verhalten imitieren (Russell/Norvig 2016). Während die Analytische Intelligenz von Maschinen bereits imitiert wird (Lee 2020), sind es die Themen des Lernens, aktiven Problemlösens und kreativen Handelns sowie die sozialen Aspekte der Intelligenz, die die aktuelle Diskussion zur KI und deren Weiterentwicklung antreiben (Kaplan/

Haenlein 2019). Einhergehend mit dem Begriff der KI wird in der Literatur von sogenannten *Agenten* gesprochen, die ein Objekt oder System darstellen, die sich beispielsweise durch Sensoren in ihrer Umgebung zurechtfinden können (Russell/Norvig 2016).

2.2 Klassifizierungsmerkmale der Künstlichen Intelligenz

Da sich die Künstliche Intelligenz auf unterschiedliche Intelligenzformen, wie z. B. die analytische oder die kreative Intelligenz, bezieht, werden unterschiedliche Merkmale zur Klassifizierung der verschiedenen Ausprägungsformen der Künstlichen Intelligenz genutzt. Eine häufig angewandte Klassifizierung ist die Aufteilung der Künstlichen Intelligenz nach der *Stärke der Künstliche Intelligenz* (Searle 1980). Dabei steht vor allem die Fähigkeit im Mittelpunkt, zu welchem Grad die KI fähig ist, spezifische Schlussfolgerungen ziehen zu können (Russell/ Norvig 2016):

- *Schwache KI-Systeme* sind zunächst dazu geschaffen, mittels elementarer Schlussfolgerungen zu einer Lösung zu gelangen (Russell/Norvig 2016). Grundlegend für diese Einstufung ist die philosophische Einschätzung, dass eine schwache KI ein System darstellt, das vorgibt, menschliche Entscheidungen und Schlussfolgerungen zu treffen und sich so verhält – diesen Vorgang jedoch lediglich simuliert (Russell/Norvig 2016).
- *Starke KI-Systeme* grenzen sich dadurch ab, dass ihnen eine breitere Wissensbasis zugrunde liegt und eigenständige Denkvorgänge stattfinden. Diese Art der starken KI simuliert daher nicht nur einen Denkvorgang, sondern denkt selbstständig und erarbeitet komplexe Lösungen (Russell/Norvig 2016).

Kaplan und Haenlein (2019) erweitern diese Darstellung in schwache und starke KI um eine *KI mit einem Bewusstsein*. Diese schließt selbstständig von einem Problem auf mögliche Anwendungen in weiteren Bereichen. Dadurch wird eine KI in einer gewissen Art den Menschen mit seinen Kompetenzen übersteigen und auf eine selbstbewusste Art durch komplexe Schlussfolgerungen, die das menschliche Denkvermögen übersteigen, überlegen sein (Kaplan/Haenlein 2019).

Eng mit der Stärke der KI ist der Begriff der *Zielerreichung der KI* verbunden. Die Ausgestaltung des Ziels ist dabei im Konkretisierungsgrad der Aufgaben zu verstehen, die in einer ersten Stufe (*Narrow*) noch stark beschränkt sind (Ostrom et al. 2019). Die Intelligenz ist dabei nur in spezifischen Bereichen einsetzbar und ein Transfer auf andere Bereiche findet nicht statt (Kaplan/Haenlein 2019). In der zweiten Stufe (*General*) ist die Intelligenz dabei bereits in der Lage, verschiedene Ziele zu erkennen und zu lösen (Ostrom et al. 2019). Diese KI ist daher auch in unterschiedlichen Bereichen einsetzbar und löst Probleme autonom (Kaplan/Haenlein 2019). Eine dritte – stark futuristische Stufe – stellt eine *Superintelligente* Intelligenz dar, die außerhalb der Kontrolle und Nachvollziehbarkeit von Menschen liegt und Aufgaben bzw. Probleme unverzüglich und übermenschlich löst (National Science and Technology Council 2016; Kaplan/Haenlein 2019).

Ein weiteres zentrales Merkmal stellt die *Leistungsfähigkeit bzw. Kompetenzen* des Systems dar. Die Kompetenzen unterteilen sich in kognitive Kompetenzen (wie z. B. Systematisches Denken), emotionale Kompetenzen (z. B. Selbstbewusstsein und Anpassungsfähigkeit), soziale Kompetenzen (z. B. Teamwork und Empathie) sowie in künstlerische Kreativität (Kaplan/Haenlein 2019). Eine ähnliche Klassifikation nehmen Huang und Rust (2018) vor, die die Ebenen der mechanischen, analytischen, intuitiven und empathischen Intelligenz unterscheiden.

Ein weiterer Aspekt stellt die Betrachtung der *Lernfähigkeit der KI* dar, die durch die Entwicklungen im Maschinellen Lernen an Bedeutung gewinnt. Während die sogenannte Mechanische Intelligenz einen geringen Grad an Lernfähigkeit aufweist und dadurch in erster Linie repetitive Aufgaben übernimmt, kann eine analytische Intelligenz bereits anhand regelbasierten Lernens erste rationale Entscheidungen treffen. Die Intuitive Intelligenz hingegen lernt bereits aufgrund intuitiven Verstehens und übernimmt erste Aufgaben, die einen kreativen Problemlösungsansatz benötigen. In der stärksten Ausprägung lernt die KI basierend auf vorangegangenen Erfahrungen und schafft einen empathischen und sozialen Umgang (Huang/Rust 2018).

Insgesamt wird deutlich, dass die Forschung zum aktuellen Zeitpunkt keine einheitliche Klassifizierung der Arten der KI zugrunde legt. Die dargestellten Klassifizierungen beruhen dabei stets auf einzelnen Merkmalsfeldern wie z. B. auf Kompetenzen und Lernfähigkeit wie beispielsweise die Klassifizierung von Huang und Rust (2018).

2.3 Künstliche Intelligenz als interdisziplinäres Forschungsfeld

Die Entwicklung der KI als *Fachbereich der Informatik* bildet die Grundlage des heutigen Verständnisses des Begriffs der Künstlichen Intelligenz. Wesentliche Schritte in der Entwicklung dieser Technologie wurden durch Weiterentwicklungen in der Computerwissenschaft angetrieben wie beispielsweise das Maschinelle Lernen (Haenlein/Kaplan 2019). Von entscheidender Bedeutung sind neben der Informatik jedoch weitere Fachgebiete, die die Diskussion um KI weiter anreichern. Nach Russel und Norvig (2016) gelten die folgenden *Forschungsdisziplinen mit Einfluss auf die KI-Entwicklung* als besonders bedeutsam:

- Philosophie,
- Mathematik,
- Wirtschaftswissenschaften,
- Neurowissenschaft,
- Psychologie,
- Sprachwissenschaften,
- Kybernetik und Steuerungstheorie,
- Computertechnik.

Die *Philosophie* beschäftigt sich als Disziplin mit Fragen hinsichtlich der Herkunft von Wissen und Verhalten der Menschen sowie der Frage, ob formal aufgestellte Regeln zu Lösungen führen können (McCarthy/Hayes 1981; Copeland 1998; Russell/Norvig 2016). Hingegen untersucht die *Mathematik*, wie diese formalen Regeln zu gestalten sind, um zu einer Schlussfolgerung zu kommen oder wie mit Unsicherheitsfaktoren umzugehen ist. Die *Wirtschaftswissenschaften* gehen der Frage nach, wie Entscheidungen zur Gewinnmaximierung führen und wie diese erreicht werden können. Das Thema Intelligenz hat ebenfalls in den *Neurowissenschaften* einen Schwerpunkt, die sich mit Fragen zu Informationsverarbeitungsprozessen im Gehirn befassen. Wie Gedanken und Taten bzw. Verhalten von Menschen zusammenhängen und entstehen, treibt vor allem die *Psychologie* voran. Da in diesem Kontext ebenfalls die Sprache integriert ist, beschäftigen sich zudem die *Sprachwissenschaften* vermehrt mit der Verbindung zwischen Sprache und Gedanken von Menschen. Die *Kybernetik und Steuerungstheorie* untersucht in diesem Zusammenhang, wie eine KI mit Eigenverantwortung und einer eigenen Steuerung verfährt. Auf einer letzten – mechanischen Ebene – leistet die *Computertechnik* einen Beitrag zur Entwicklung und Verwirklichung eines effizienten Computers (Russell/Norvig 2016). Die KI stellt damit eine interdisziplinäre Forschungsrichtung dar, die in den verschiedenen Fachbereichen ihren Ursprung hat und dadurch unterschiedliche Impulse erhält. Diese vielfältigen Blickwinkel tragen zur ganzheitlichen Weiterentwicklung der KI bei, jedoch zeigen diese auch die Komplexität dieser Schlüsseltechnologie und des Themas auf.

3. Technische Voraussetzungen der Künstlichen Intelligenz

3.1 Datenverarbeitung als Grundlage für die Künstliche Intelligenz

Big Data stellt eine der treibenden Kräfte hinter der Commoditisierung von Künstlichen Intelligenz dar (Gandomi/Haider 2015; Haenlein/Kaplan 2019). Dabei werden Daten in einem wachsendem Umfang von Unternehmen gesammelt und gespeichert (Cohen 2018). In der Literatur werden dabei die folgenden drei *Dimensionen von Big Data* unterschieden – die 3 V's (Chen et al. 2012; Kwon et al. 2014; Lee 2017; Kaplan/Haenlein 2019):

- *Volume*: Menge der Daten, die dem Datensatz zugrunde liegen,
- *Velocity*: Geschwindigkeit der Aktualisierung der Daten,
- *Variety*: Form der Daten z. B. numerisch, text- oder auch bildbasiert.

Neben diesen drei Dimensionen werden weitere Datenmerkmale in der Literatur aufgegriffen und diskutiert, die einzelne Teilaspekte weiter spezifizieren. Unter dem Begriff *Veracity* – eingeführt von IBM – wird die Unzuverlässigkeit von Daten z. B. aus Social Media-Quellen mit unbekanntem Hintergrund verstanden. Eingeführt vom Softwareunternehmen SAS beschreibt die *Variability* die unterschiedliche Stärke der Datenströme sowie

die Dimension *Complexity* die unterschiedlichen Quellen und damit einhergehende Herausforderung der Aufbereitung der Daten. Die von Oracle erweiterte Dimension *Value* greift hingegen die Wertigkeit einzelner Daten auf, die erst als Gesamtes betrachtet und analysiert einen hohen Wert generieren (Gandomi/Haider 2015).

Die grundlegende Ausgangsbasis, auf denen Systeme der KI aufbauen und handlungsfähig werden, sind Eingangsdaten unterschiedlichster Ausprägung. Mittels verschiedener Wege – z. B. Strukturen der Internet of Things (IoT), Smarten Endgeräten, Social Media u.v.m. – werden diese Daten gesammelt und dabei in die *Datenkategorien* (1) strukturierte Daten und (2) unstrukturierte Daten eingeordnet (Kietzmann/Paschen/Treen 2018).

- (1) *Strukturierte Daten* stellen dabei Daten dar, die einer vorgegebenen Form unterliegen und dadurch in einer organisierten und einheitlichen Form der KI zugeführt werden. Das Arbeiten mit dieser Form der Daten ist zum einen einfacher, da Vergleiche gezogen werden und in Datenbanken und Dateneingabemasken mit geringer Barriere eingegeben werden können (Katal et al. 2013). Jedoch unterliegen diese Daten zum anderen den Ausprägungen der Big Data – speziell den Kategorien Volume und Velocity. Die Menge der zu organisierenden Daten sowie die hohe Frequenz, in der neue Daten generiert werden, erschweren die Verarbeitungsprozesse. Diese Art der Daten wird dabei über mobile Endgeräte wie z. B. Smartphones gesammelt, die sich an bestimmten Orten befinden, oder auch aufgrund von Websites und des Klickverhaltens auf den Endgeräten (O’Leary 2013).
- (2) Neben strukturierten Daten verarbeiten Teilbereiche der KI zusätzlich *unstrukturierte Daten*. Diese sind durch ihre vielfältige Formen, in der sie vorliegen, gekennzeichnet, wodurch jedoch die Vergleichbarkeit der Daten erschwert ist (Katal et al. 2013). Die Formen können dabei von Text-, Bild-, Audio- und Videodaten variieren, die z. B. in Online-Formaten wie Blogs oder Social Media generiert werden (O’Leary 2013). Ein besonderes Augenmerk liegt ebenfalls auf Videodateien, die einen erheblichen Anteil an der Datenmenge im Big Data repräsentieren (Gandomi/Haider 2015). Erkenntnisse aus diesen Rohdaten zu gewinnen ist dadurch mit erheblicher Anstrengung, Kosten und Herausforderungen für Unternehmen verbunden (Katal et al. 2013). Im Vergleich zu strukturierten Daten ist es für Unternehmen daher von großer Bedeutung, Erkenntnisse aus unstrukturierten Daten zu generieren. Die KI stellt dabei ein Instrument für Unternehmen dar, die Menge an Informationen zu bündeln und zu strukturieren, die ca. 95 Prozent der Big Data-Daten darstellt (Gandomi/Haider 2015).

Neben der Datenvielfalt ist auch die gestiegene *Rechenleistung von Computern* und deren technische Weiterentwicklung in der Geschwindigkeit und deren Verarbeitungsprozessen ein Wegbereiter der KI (Haenlein/Kaplan 2019). Die Digitale Revolution steigert damit die Lösbarkeit von standardisierten Daten und ermöglicht die Umsetzung der Ideen zur KI (Makridakis 2017), die Alan Turing bereits in den 1950er Jahren formulierte (Russell/Norvig 2016). Die KI als Konzept knüpft an diese Trends an und hat zum Ziel, die gesammelten und gespeicherten Daten zu verarbeiten und stimmige Entscheidungen auf Basis der Datenlage treffen zu können (O’Leary 2013).

3.2 Techniken und Methoden der Künstlichen Intelligenz

Die KI umfasst ein weites Spektrum an Methoden, die sich mit der Verarbeitung von unstrukturierten und strukturierten Daten befasst und daraus Wissen generiert. Nachfolgend werden die verschiedenen *technischen Ausprägungsformen der KI* dargelegt. Diese sind nach den Pfeilern des menschlichen Handelns nach Turing (1950) und Lee (2020) unterteilt in: Automatisierte Schlussfolgerung (Automated Reasoning), Wissensrepräsentation (Knowledge Representation) und in einem weiteren Teil das Maschinelle Lernen (Machine Learning), Natürliche Sprachverarbeitung (Natural Language Processing), die Bildverarbeitung (Computer Vision) und Robotik (Robotics) (Russell/Norvig 2016). Abbildung 1 gibt einen Überblick über die Ausprägungsformen der Künstlichen Intelligenz.

Automatisierte Schlussfolgerung	Wissensrepräsentation	Maschinelles Lernen
<ul style="list-style-type: none"> ■ Bilden das Denken ab ■ Logik zur Lösungsfindung wird zugrunde gelegt 	<ul style="list-style-type: none"> ■ Bilden das Wissen aus Erfahrung ab ■ Expertenwissen generieren 	<ul style="list-style-type: none"> ■ Bilden das Lernen ab ■ Überwachtes Lernen ■ Unüberwachtes Lernen ■ Bestärkendes Lernen
Natürliche Sprachverarbeitung	Bildverarbeitung	Robotik
<ul style="list-style-type: none"> ■ Bilden das Sprechen ab ■ Informationen aus Sprache analysieren ■ Kommunizieren und interagieren 	<ul style="list-style-type: none"> ■ Bilden das Sehen ab ■ Bild und Videodaten 	<ul style="list-style-type: none"> ■ Bilden die Handlungsfähigkeit ab ■ Maschinelle Agenten

Abbildung 1: Technische Ausprägungsformen der Künstlichen Intelligenz
(Quelle: in Anlehnung an Russell/Norvig 2016; Auth et al. 2019, S. 30)

Im Fokus der Entwicklung der *Automatisierten Schlussfolgerung* (Automated Reasoning) steht das menschliche Denken (Lee 2020). Ziel ist es, aus bestehendem Wissen durch eine zugrunde liegende Logik (Humpert 1990) Erkenntnisse zu ziehen und für ein Problem zu einer Lösung zu gelangen (Russell/Norvig 2016). Heute werden diese Methoden auch Data Mining-Verfahren zugeordnet, deren Aufgabe darin besteht, aus unüberschaubar großen Datenmengen relevante Informationen zu filtern und dadurch Wissen zu generieren (Lee 2020). Dieses Teilgebiet bedient sich dabei – ähnlich dem Maschinellen Lernens – den Erkenntnissen und Methoden der Semantischen Netzwerke (Nilsson 2010).

Wissensrepräsentation (Knowledge Representation) bzw. wissensbasierte Systeme sind ein weiterer Teilbereich der KI (Russell/Norvig 2016), die sich mit dem Wissen, das Menschen über Erfahrungen generieren, beschäftigt (Lee 2020). Es schließt an der Dimension der Schlussfolgerung an, da Schlussfolgerungen auf Basis einer generierten Wissensbasis getroffen werden. Durch die Wissensbasis wird Expertenwissen generiert und damit Anwender unterstützt. Anwendung findet diese Art der Intelligenz beispielsweise in Kreditvergabeverfahren. Die Technik der Schlussfolgerung aufgrund von Wissen bzw. aufgestellten Regeln stellen dabei eine frühe Form der KI dar, die bis heute weit verbreitet ist und beispielsweise in Versicherungen und Finanzdienstleistungsunternehmen Anwendung findet. Sie gilt jedoch auch als überholt, da Regeln meist festgeschrieben sind und erst durch ergänzenden Einsatz von Maschinellern dynamisch angepasst werden können (Davenport 2018).

Diese beiden ersten Formen der Künstlichen Intelligenz werden dabei auch *wissensbasierte Systeme* genannt, da sie Entscheidungen auf Basis von zuvor festgelegten Rahmen treffen und nachvollziehbar agieren. Die nun folgenden KI-Systeme bilden hingegen *datenbasierte Systeme* ab, die über dieses enge Regelwerk nicht verfügen und dadurch implizite Entscheidungen auf Basis von Daten treffen, die sie nach und nach dazu erhalten (Fraunhofer 2020)

Eine besondere Rolle innerhalb der KI stellt die Form des *Maschinellen Lernens* dar. Die Begriffe KI und Maschinelles Lernen werden häufig synonym verwendet, sind jedoch abgegrenzt zu betrachten. Während die KI als umfassender Begriff zu verstehen ist, steht beim Maschinellen Lernen im Kerngedanken von Arthur Lee Samuel das Lernen als Kompetenz im Vordergrund, ohne ein explizite vorherige Programmierung der Maschine (Munoz 2012; Syam/Sharma 2018). Darüber hinaus obliegt es der Maschine, selbstständig und ohne menschliches Eingreifen (Brynjolfsson/McAfee 2017) das bestehende Wissen zu extrahieren, seine Leistung stetig dabei selbst zu verbessern, dadurch auch neues Wissen zu generieren und weiterzuführen (Wang et al. 2009). Die Maschine lernt dabei in der Regel über Beispiele, die sie erhält und kann für den spezifischen Kontext lernen – es werden daher keine Lösungen bereits vorab explizit programmiert. Die *Formen des Lernens* sind dabei wie folgt zu unterscheiden (Davenport et al. 2019):

- Überwachtes Lernen (supervised),
- Nicht überwachtes Lernen (unsupervised)
- Bestärkendes Lernen (reinforcement).

Systeme des *überwachten Lernens* (supervised), werden mit einer Vielzahl an Daten trainiert, die auf bestimmte Ergebnisgrößen hinweisen und aus Daten-Paaren bestehen (Lorenz 2020). Durch das vorherige Training mittels Datenpaaren kann die Maschine daraufhin neue Beispiele diesen Kategorien zuordnen und damit das zuvor Gelernte anwenden (Davenport et al. 2019). Anwendungsbeispiele für diese Art der KI können das Zusammenspiel von vergangenen Einkäufen von Kunden mit ihrem folgenden Kaufverhalten darstellen. Erkenntnisse aus Input- und Output-Daten geben dabei wertvolle Hinweise und Strategiemöglichkeiten für das Kundenbindungsmanagement (Davenport et al. 2019).

Befähiger dieses Lernverfahrens sind dabei maßgeblich die Methoden des *Deep Learning* bzw. der *Neuronalen Netze* (Davenport et al. 2019). Diese Systeme bilden dabei, nach Vorbild des menschlichen Gehirns und dessen Möglichkeiten, Verknüpfungen zu realisieren, große Netze zwischen den Input- und Output-Variablen ab. Das Deep Learning verarbeitet dabei in besonderem Maße zahlreiche Ebenen und Schichten der Neuronalen Netze und erweitert diese Methode. Neuronale Netze finden bereits in der Vorbeugung von Kreditkartenbetrug oder auch bei Wettervorhersagen Anwendung. Das Deep Learning kann dahingegen bereits in der Bild- und Stimmerkennung eingesetzt werden (Davenport 2018). Auch im Dienstleistungsmanagement können Anwendungen wie beispielsweise auf Plattformen wie Uber das Ridesharing und seine Vorhersagestruktur mittels Deep Neural Networks weiter verbessert und an die dynamische Nachfragestruktur besser angepasst werden (Wang et al. 2017).

Das *nicht überwachte Lernen* (*unsupervised*) arbeitet im Gegensatz zum überwachten Lernen ohne Outputdaten und basiert damit rein auf den gegebenen Inputdaten und keinem weiteren Einfluss aus der Umwelt. Daher stellt die Kernaufgabe dieser Systeme das Erkennen von Mustern und Bilden von Clustern in einem gegebenen Datensatz dar. Der Algorithmus lernt selbstständig und entdeckt daher Zusammenhänge wie beispielsweise von oft gemeinsam erworbenen Produkten im Supermarkt und der daraufhin optimalen Supermarkteinrichtung (Lorenz 2020). Diese Art des Maschinellen Lernens ist jedoch in einem frühen Stadium, da das System, noch wenig Informationen zu einer Lösung zur Verfügung hat. Daher ist das überwachte Lernen komplexer zu programmieren und trainieren – würde sich jedoch bei erfolgreicher Durchführung komplexen menschlichen Gedankengängen nähern (Davenport et al. 2019).

Eine noch relativ neuer Zweig des Maschinellen Lernens beschäftigt sich mit dem *bestärkenden Lernen* (*reinforcement*) (Davenport et al. 2019). Ziel dieser Art des Lernens ist eine Verbesserung von Aktionen über ein Belohnungssystem. Dabei findet eine gezielte Zielsetzung und Bewertung der getätigten Handlungen von außen statt und das System entwickelt automatisch eine Richtung zur weiteren Verarbeitung der Vorgaben (Lorenz 2020). Einsetzbar ist diese Methode in der Regel, wenn ein klares Ziel für den Programmierer feststeht, jedoch kein optimaler Lösungsweg vorhanden ist. Beispielsweise hat Microsoft diese Art des Algorithmus zur Verbesserung von Überschriften mit dem Belohnungssystem einer hohen Klickrate eingesetzt. Der Algorithmus versucht dabei stetig weiter sein Ziel mit höheren Klickraten durch optimierte Schlagwörter zu erreichen. Ein klares und spezifisches Ziel zu formulieren ist dabei die Grundvoraussetzung zur Anwendung dieser Lernart (Davenport et al. 2019).

Neben dem Lernen bildet eine Ausprägungsform der KI auch die Verarbeitung der Sprache ab, die *Natürliche Sprachverarbeitung* bzw. das *Natural Language Processing* (NLP). Die Bedeutung dieser Teildisziplin ist dabei in zwei Dimensionen unterteilt. Zum einen ist es von zentraler Bedeutung für Agenten, relevante Informationen und Erkenntnisse aus der natürlichen Sprache zu ziehen. Zum anderen hat es zum Ziel, mit Menschen zu kommunizieren und interagieren. Eine Herausforderung dabei ist die Dynamik, in der sich die menschliche Sprache weiter entwickelt sowie die vielen Nuancen, die ein einzelner Satz

transportieren kann (Russell/Norvig 2016). Wörter können dabei, je nachdem in welchem Kontext sie verwendet werden, unterschiedlich gedeutet werden. Verwendet das System die erste Dimension an NLP, liegt dabei die Methode der Spracherkennung zugrunde (Davenport 2018), in der das geschriebene oder gesprochene Wort in die Computersprache übersetzt und verarbeitet wird. Jedoch findet dieser Bereich seine Grenzen, wenn in der Sprache Synonyme verwendet werden oder die zugrundeliegende Regel durch das System nicht erkannt werden kann. Nichtsdestotrotz ist auch dieser Teilbereich der KI bereits weit entwickelt und findet bereits Anwendung in Form von Spamfiltern und Chatbots (Syam/Sharma 2018).

Das Entwicklungsfeld der *Bildverarbeitung* (Computer Vision) widmet sich in seiner Expertise der Generierung von Wissen über Daten, die in bildbasierter Form vorliegen und damit das menschliche Sehen abbilden (Lee 2020). Die menschliche Wahrnehmung von Bildern und auch der zweidimensionalen Form der gesamten Umwelt ist dabei der Start des Teilgebiets, das weiterentwickelt Videoanalysen durchführen kann oder die Gesichtserkennung steuert. Die Herausforderung besteht darin, aus dynamischen Bildern die relevanten Elemente zu erkennen, diese zu verarbeiten und die passenden Schlussfolgerungen daraus zu ziehen (Nilsson 2010). Anwendung findet diese Technik bereits in der Sicherheitstechnik, die beispielsweise am Flughafen Passagierkontrollen bei Einreisen automatisiert durchführen (Zheng et al. 2017; Tussyadiah 2020).

Schließlich stellt die *Robotik* ein weiteres Feld der KI dar. Zugrunde liegt dabei der Gedanke menschlicher Bewegungen sowie in einem weiteren Sinne die menschliche Handlungsfähigkeit zu realisieren und zu imitieren. Somit stellt die Robotik maschinelle Agenten dar, die durch Software befähigt sind, diese Handlungen durchzuführen. Dabei werden Agenten in drei verschiedenen Kategorien unterschieden: (1) Manipulatoren, (2) Mobile Roboter und (3) Mobile Manipulatoren. Manipulatoren umfassen dabei Roboter, die fest montiert an einem Arbeitsplatz wirken, wie dies bereits in der automatisierten Produktion eingesetzt wird. Mobile Roboter hingegen sind fähig, sich fortzubewegen und wirken daher an verschiedenen Orten auf ihre Umwelt ein, haben jedoch keine Extremitäten (Effektoren). Diese Form findet beispielsweise bei unbemannten Logistikrobotern Anwendung. Mobile Manipulatoren stellen zuletzt eine Mischform der ersten beiden Kategorien dar und vereinen damit die Fortbewegung mit der Beweglichkeit von beispielsweise Greifarmen. Diese Kategorie umfasst damit Roboter, die sich den menschlichen Fähigkeiten annähern (Russell/Norvig 2016; Davenport 2018). Die Forschung dieses Teilgebiets hat damit zum Ziel, Maschinen zu entwerfen, die mittels KI agieren und befähigt sind, Aufgaben auszuführen (Lee 2020). Damit nähert es sich der Vision an eine unabhängig agierende Maschine an, die in Zukunft beispielsweise in der Altenpflege unterstützend eingesetzt werden kann (Kaplan/Haenlein 2019).

4. Einsatzbereiche der Künstlichen Intelligenz im Dienstleistungsmanagement

4.1 Besonderheiten der Künstlichen Intelligenz im Dienstleistungsmanagement

Künstliche Intelligenz unterstützt Unternehmen, aus den gesammelten Daten Erkenntnisse zu ziehen, um diverse Erfolgspotenziale für das eigene Unternehmen zu nutzen. Im Hinblick auf das Dienstleistungsmanagement unterstützen die einzelnen Systeme in den nachfolgend dargestellten *Zielbereichen* des Dienstleistungsmanagements (Cohen 2018):

- Personalisierung der Services,
- Gezielte Kampagnen,
- Kundensegmente erkennen,
- Identifizierung von Trends,
- Vorhersagemodellierung,
- Text-, Audio- und Videoanalysen.

Teilweise erwarten Kunden beispielsweise *personalisierte Dienstleistungen*, die sie persönlich und individuell zum richtigen Zeitpunkt erhalten. Durch die Preisgabe von Daten im Kaufprozess und weiterer digitaler Spuren (Berman 2012) sind Unternehmen in der Lage, diesen Erwartungen gerecht zu werden und Kunden in einer personalisierten Weise Leistungen bereitzustellen (Cohen 2018). Diese digitalen Spuren können dabei auf verschiedenen Kanälen und in verschiedenen Formen vom Kunden hinterlassen werden. Die Text-, Audio- und Videoanalyse stellen dabei eine Möglichkeit dar, aus zuvor unübersichtlichen Datenmengen beispielsweise in Sozialen Netzwerken neue Erkenntnisse zu generieren. Diese Daten helfen in einer ansprechenderen Gestaltung und *gezielten Kampagnenansprache* für die Neuakquisition von Kunden. Die Kundensegmente werden nach zuvor definierten Aspekten gegliedert und entsprechend differenziert angesprochen, so dass Rücklaufquoten nachhaltig gesteigert werden (Cohen 2018). So können mithilfe von Clusteranalysen aktuell bestehende *Kundensegmente erkannt* werden. Erkenntnisse aus den Analysen werden dann eingesetzt, um weitere ähnliche Kunden zu erkennen bzw. diesen Kundengruppen passende Angebote zu unterbreiten sowie Suchkosten für diese zu verringern (z. B. bedienen sich Amazon und Netflix dieser Technik). Mittels Mustererkennung können darüber hinaus innerhalb der Daten bisher unentdeckte Korrelationen aufgedeckt und dadurch frühzeitiger *Trends identifiziert* und darauf reagiert werden. Basis für diese Daten sind aktuelle und reale Kaufentscheidungen, wobei jedoch vergangenheitsbasierte Daten ebenfalls relevant sind. Mittels Predictive Analytics können dadurch *Vorhersagen* für zukünftiges Verhalten von Kunden getroffen werden.

Die dargestellte Systematisierung der technischen Teilbereiche der KI sowie die Anwendungsbeispiele verdeutlichen, dass die Thematik bereits Anwendungen im Dienstleis-

tungsmanagement findet. In Deutschland setzten im Jahr 2019 jedoch (noch) wenige Unternehmen die einschlägigen KI-Verfahren ein. Die *Branchen* der Informations- und Kommunikationstechnologien (IKT) (17,8 Prozent) sowie der Finanzdienstleistung (12,2 Prozent), unternehmensnahe Dienstleistungen wie beispielsweise Steuer- und Unternehmensberatung oder Werbung (11,1 Prozent) sowie im Elektro-/Maschinenbau (6,8 Prozent) und dem Fahrzeugbau (5,1 Prozent) stellen Beispielbranchen dar, die bereits die KI-Technologien anwenden. Eine aufstrebende Branche, die besonders in den vergangenen beiden Jahren einen verstärkten Einsatz der KI in Unternehmen verzeichnet ist dabei der Verkehr und die Logistik (Cohen 2018; Rammer et al. 2020). In weiteren Dienstleistungsbereichen ist insbesondere in finanziellen Dienstleistungen, Transport und Hotellerie sowie Online-Plattformen der Einsatz von KI von Bedeutung (Cohen 2018). Ebenso stellen Dienstleistungsbranchen wie der Handel, das Gesundheitswesen sowie das Bildungswesen Einsatzfelder von KI dar (Ostrom et al. 2019). Von besonderer Relevanz sind hierbei die Teilbereiche des Maschinellen Lernens (z. B. Aufdecken von Kreditkartenbetrug, neue Plattformen wie Uber), der Bild- und Tonerkennung (z. B. Einreisekontrollen am Flughafen), Wissensbasierte Systeme (z. B. Versicherungsvergabeverfahren) sowie das Sprach- oder Textverstehen (z. B. Chatbots und Sprachassistenten) (Davenport 2018; Rammer et al. 2020).

Um KI im Dienstleistungskontext näher zu erfassen, befasst sich ein Beitrag im ersten Teil von Band 2 mit der Darstellung des Forschungsstandes von KI im Dienstleistungskontext mit einem besonderen Fokus auf den B2C-Kontext:

Maria Madlberger untersucht, wie die Anwendung der KI viele Dienstleistungsbereiche transformiert. Forschungen zur KI in Business-to-Consumer-Dienstleistungen bieten Ansätze zu innovativen Servicearten, einer Verbesserung der Serviceleistung durch Mitarbeitende und neuartige Kundenerfahrungen durch KI-Anwendungen. Der Beitrag bietet einen Überblick über die wissenschaftliche Forschung zum Verständnis von KI im Dienstleistungsbereich, untersuchte KI-Methoden und -Technologien in konkreten Dienstleistungskontexten und eine Zusammenfassung der erzielten Erkenntnisse sowie zukünftige Forschungsfragen in diesem dynamisch expandierenden Bereich.

Ein Beitrag im ersten Teil von Band 1 beschäftigt sich mit einer neuen Art der Konsumentenanalyse in der Marketingbearbeitung:

Der Beitrag von *Rolf Weiber* und *Julian Morgen* entwickelt einen Vorschlag für eine neue Form der Konsumentenanalyse, die auf einer lernenden KI basiert und durch die umfängliche Datafizierung der Lebenswelt der Konsumenten (Big Data) gespeist wird. Das als „Autonomous Consumer Analysis“ (ACA) bezeichnete Konzept besitzt als Nukleus die Predictive und die Prescriptive Analytics, die mit Blick auf die ACA vorgestellt werden. Beide Analysestufen folgen einer besonderen Logik, die im Vergleich zur klassischen Datenanalyse herausgearbeitet wird. Die Überlegungen münden in der Darstellung der Konsequenzen einer ACA für die Marketingkonzeption.

4.2 Künstliche Intelligenz als Innovationstreiber im Dienstleistungsmanagement

Künstliche Intelligenz ist ein zentraler Innovationstreiber im Dienstleistungsmanagement. Dabei ist der Einsatz von Künstlicher Intelligenz in der Lage, unterschiedliche Bereiche zu innovieren. Diese können nach Agarwal und Selen (2011) in verschiedene *Dimensionen von Dienstleistungsinnovationen* eingeteilt werden (siehe Abbildung 2):

- (1) Einsatz der KI im Bereich von Geschäftsmodellstrukturen,
- (2) Einsatz der KI im Bereich von Dienstleistungskonzepten,
- (3) Einsatz der KI im Bereich von Dienstleistungssystemen,
- (4) Einsatz der KI im Bereich von Kundenschnittstellen.

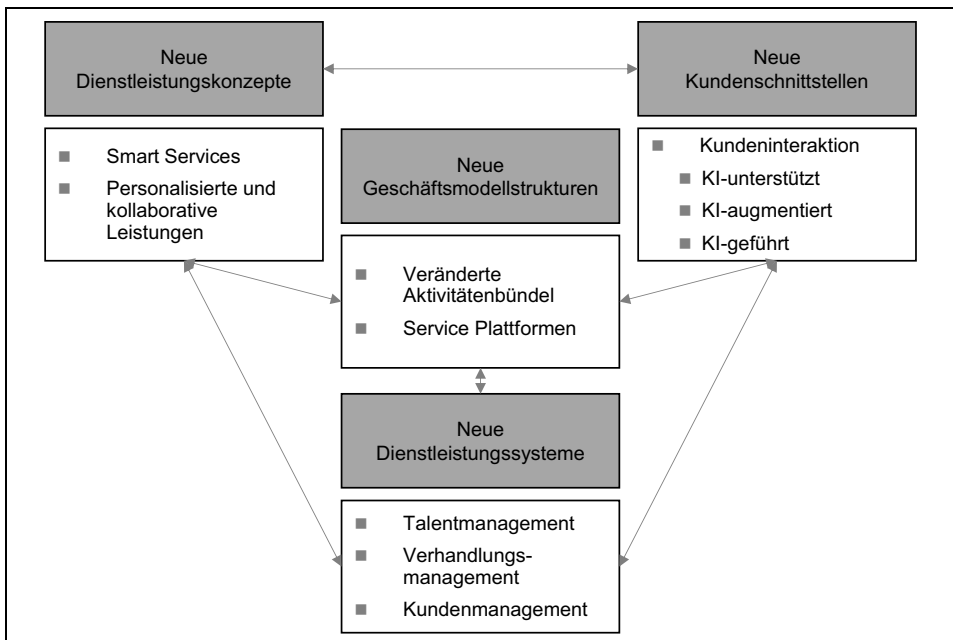


Abbildung 2: Dimensionen von Dienstleistungsinnovationen
(Quelle: in Anlehnung an Agarwal/Selen 2011, S. 1171)

Die von Hertog (2000) entwickelten und von Agarwal und Selen (2011) weiterentwickelten Dimensionen stellen die Ausgestaltungsmöglichkeiten dar, die für Unternehmen in den Überlegungen zu Dienstleistungsinnovationen von Relevanz sind. Während neue Geschäftsmodellstrukturen Entscheidungen hinsichtlich des Gesamtgefüges des Unternehmens umfassen, beleuchten die neuen Dienstleistungskonzepte gänzliche neue Leistungen, die geschaffen werden. Das Dienstleistungssystem verdeutlicht die Veränderungen,

die Mitarbeitende in der Art ihrer Tätigkeitsausführung beeinflussen sowie die Kundenschnittstelle letztendlich eine Veränderung in der Beziehung und Interaktion zum Kunden (Agarwal/Selen 2011).

Ein Beitrag im zweiten Teil von Band 1 diskutiert die Einsatzpotenziale und Auswirkungen von KI-Dienstleistungsinnovationen anhand einer Typologie:

Philipp Laut adressiert in seinem Beitrag die Integration von KI-Dienstleistungsinnovationen in Unternehmen. Mittels einer Typologie von Dienstleistungsinnovationen (inkrementell – radikal; Prozess – Service) finden sich Beispiele anhand der folgenden fünf Charakteristika: Unternehmensstruktur, Wissensmanagement, Entscheidungsfindung, Leadership und Strategie. Auf dieser Grundlage werden Auswirkungen, Erfolgsfaktoren und Intensität der Handlungsfelder bei der Adoption von KI bei Dienstleistungsinnovationen analysiert.

4.2.1 Neue Geschäftsmodellstrukturen

Vielfach findet eine Veränderung von organisatorischen Faktoren statt, die durch neue technologische Möglichkeiten verursacht sind. Dies hat häufig auch umfassende *Weiterentwicklungen der Geschäftsmodelle* zur Folge. Mit der Wertveränderung geht eine Expansion in neue Märkte bzw. Segmente einher. Diese Dimension der Dienstleistungsinnovation verdeutlicht daher das Unternehmen im Gefüge auch eines weiteren Netzwerks und die darin getroffenen ganzheitlichen Entscheidungen für ein Unternehmen (Agarwal/Selen 2011). Aufstrebende Unternehmen mit Technologiebezug wie beispielsweise Uber oder Amazon haben – unterstützt durch KI-gestaltete Systeme – einen starken Vorsprung gegenüber Wettbewerber ausgebaut und fordern mit dieser Entwicklung auch lange bestehende und etablierte Unternehmen neu heraus. Unter einem Geschäftsmodell wird dabei ein Bündel von – teils unabhängigen – unternehmerischen Aktivitäten verstanden, das sich über die verschiedenen Bereiche eines Unternehmens erstreckt. Werden diese Aktivitäten in ihren Grundlogiken verändert und damit eine *Geschäftsmodellinnovation* forciert, so betrifft dies die Kernbereiche des Aktivitätenbündels, die wertstiftend sind. Ziel dieser Veränderung ist dabei ein spürbarer Wandel in der Organisation sowie eine nachhaltige Steigerung der Unternehmensleistung (Lee et al. 2019).

Der Einsatz von KI im Kontext von Geschäftsmodellen werden in zwei Beiträgen im ersten Teil von Band 1 dargestellt und diskutiert:

Holger Kett, Dimitri Evcenko, Jürgen Falkner, Sandra Frings und Jens Neuhüttler diskutieren drastische Veränderungspotenziale für die Entwicklung von Leistungsangeboten und der dazugehörigen Geschäftsmodelle. Vor allem maschinelles Lernen und KI verändern die Anforderungen an Kompetenzen, Partner oder Ressourcen und machen es erforderlich, die Weiterentwicklung von Produkten und Dienstleistungen

hin zu intelligenten Leistungsangeboten neu zu denken. Der Beitrag zeichnet ein umfassendes Bild der Zusammenhänge und Erfordernisse von Soft Skills über die technische Umsetzung bis hin zu Erlösmodellen.

Johannes Winter zeigt auf, dass die Potenziale und Herausforderungen der digitalen Transformation der Wirtschaft hinlänglich bekannt und gut erforscht sind, jedoch mangelt es an konkreten Erfolgs- und Umsetzungsbeispielen für daten- und KI-basierte Geschäftsmodellinnovationen. Der Beitrag zeigt, wie über den Einsatz von KI und Kollaboration in Wertschöpfungsnetzwerken eine Monetarisierung von Daten in den Bereichen Produktion, Logistik und Gesundheitswesen ermöglicht wird.

KI-basierte Geschäftsmodelle sind charakterisiert durch eine schnelle Lern- und Anpassungsfähigkeit sowie smarten Interaktionen zwischen unterschiedlichsten Akteuren. Diese Eigenschaften werden über Plattformen organisiert, die das zentrale Koordinationselement für dieses Eco-System darstellen (Ricart 2020). *Plattformbasierte Geschäftsmodelle* lassen sich nach Täuscher und Laudien (2018) in sechs verschiedenen Typen mit unterschiedlichen Zielsetzungen beobachten:

- (1) *Effiziente Produkttransaktionen*: Diese bieten eine große Auswahl an physischen Produkten, die in C2C- und B2B-Märkten verkauft werden, wie z. B. Beepi – eine Plattform wie eBay für den Gebrauchtwagenmarkt.
- (2) *Digitale Produktgemeinschaften*: In erster Linie bieten diese Plattformen die Teilnahme an einer nicht-kommerziellen Gemeinschaft und haben zum Ziel, digitale und physische Produkte miteinander auszutauschen, wie etwa Sellfy, die das Bilden von eigenen Online-Shops über ihre Plattform ermöglichen.
- (3) *Produktfans*: Der Austausch von Nischenprodukten (physisch) mit Personen ähnlichen Interesses, wie z. B. HobbyDB, die einen Überblick über Sammel-Fanartikel bieten.
- (4) *On Demand Offline Services*: Hier werden web-basiert eine große Auswahl und Bandbreite an Offline Services in einer neuen Form angeboten, wie beispielsweise StyleSeat, die Frisöre mit ihren Kunden verbinden.
- (5) *Online Services*: Hierbei handelt es sich um neuartige Online Services, die einen Netzwerkcharakter aufweisen, beispielsweise iTalki, die zum Ziel haben, Sprachschüler und -lehrer zu Online-Stunden virtuell zu verbinden.
- (6) *Peer to Peer Offline Services*: Neuartige Services mit einem Gemeinschaftsgefühl, die sowohl digital als auch analog verfügbar sind und lediglich unter Konsumenten ausgetauscht werden, z. B. Airbnb, die private Unterkünfte und Privatpersonen vermitteln.

Während die Typen (1) bis (3) einen Produktfokus aufweisen, stellen die Typen (4) bis (6) Geschäftsmodelle mit einem Dienstleistungsbezug dar, die sich jedoch auf den Endkundenmarkt – also B2C und C2C beschränken. KI-basierte Geschäftsmodelle mit einem B2B-Bezug stehen dabei noch am Beginn der Forschung.

Ein Beitrag im ersten Teil von Band 1 diskutiert die Anwendungspotenziale und Gestaltungsmöglichkeiten KI-basierter Geschäftsmodelle im verarbeitenden Gewerbe:

Cornelius Moll und *Christian Lerch* beleuchten Potenziale und Ausgestaltungsmöglichkeiten KI-basierter Geschäftsmodelle im Verarbeitenden Gewerbe. Nach der Darstellung des Umsetzungsstands produktbegleitender Dienstleistungen und hybrider Geschäftsmodelle sowie der Digitalisierung von Geschäftsmodellen im Verarbeitenden Gewerbe werden mögliche KI-Anwendungen für Geschäftsmodelle beschrieben, bevor Ausgestaltungsmöglichkeiten KI-basierter Geschäftsmodelle mittels eines morphologischen Kastens aufgezeigt werden. Ferner sind beispielhaft zwei Anwendungsfälle KI-basierter Geschäftsmodelle aufgeführt.

4.2.2 Neue Dienstleistungskonzepte

In der zweiten Dimension von Dienstleistungsinnovationen werden jene Innovationen beleuchtet, die eine gänzlich neue Dienstleistung im Kern darstellen – also ein neues *Dienstleistungskonzept* darstellen (Agarwal/Selen 2011). Die Anwendungen der KI beruhen dabei auf dem Ziel, ein grundsätzlich neues Leistungsangebot mit neuen Merkmalen und Fähigkeiten zu schaffen und im Markt anzubieten. Ein neuer Service umfasst dabei entweder ein Angebot, das es für Kunden in dieser Form zuvor noch nicht gab, oder auch eine neue Zusammenstellung bestehender Services (Menor/Roth 2007).

Ein Beitrag im zweiten Teil von Band 1 untersucht die Innovationen KI-basierter Dienstleistungen für die industrielle Wertschöpfung anhand eines Artefakte-zentrierten Ansatzes:

Max Jalowski, Angela Roth, Sascha Julian Oks und *Matthäus Wilga* zeigen in ihrem Beitrag auf, wie insbesondere für kleine und mittlere Unternehmen die Gestaltung und Innovation von KI-basierten Dienstleistungen in der industriellen Wertschöpfung unterstützt werden kann. Dazu werden Herausforderungen bei der Entwicklung KI-basierter Dienstleistungen erhoben und anschließend Artefakte präsentiert, die zur Innovation von Dienstleistungen zum Einsatz kommen. Diese werden – basierend auf den zuvor identifizierten Herausforderungen – adaptiert, um die Innovation von KI-basierten Dienstleistungen zu ermöglichen.

In der Entwicklung neuer Leistungen und deren Angebot ist in den vergangenen Jahren in Wissenschaft und Praxis ein Bereich entstanden, der mit dem Begriff *Smart Services* verbunden ist. Diese Ausprägung der Dienstleistungskonzepte und -innovationen stellen datenbasierte, personalisierte und digitale Services dar, die auf Plattformen angeboten werden (Bullinger et al. 2017).

Ein Beitrag im zweiten Teil von Band 1 beschäftigt sich mit Smart Services in ihrer Ausgestaltung und Anwendung:

Christian van Husen und *Abdul Rahman Abdel Razek* fokussieren sich in ihrem Beitrag auf die Entwicklung von Smart Services. Dafür wird zunächst eine grundlegende Definition für Smart Services gegeben und das Themenfeld innerhalb der Industrie

genauer beleuchtet sowie strukturiert. Immersive Technologien sind Enabler für derartige Services, sie weisen unterschiedliche Möglichkeiten auf, sind aber auch mit Grenzen verbunden. Schließlich wird die Entwicklung von Smart Trainings als ein wachsender Serviceansatz betrachtet und in einem Anwendungsbeispiel beschrieben.

Ein Beitrag im dritten Teil von Band 1 beschäftigt sich mit dem Einsatz von Smart Services in ihrer Anwendung und Qualitätssicherung:

Der Beitrag von *Jens Neuhüttler, Sibylle Hermann, Walter Ganz, Riccarda Mark und Dieter Spath* stellt einen Ansatz zum qualitätsbasierten Testen in der Entwicklung von KI-basierten Smart Services vor. Dieser beschreibt die zentralen Bestandteile des Testens und setzt diese in Verbindung zueinander. Dazu gehören die Erstellung von Prototypen, der Einsatz eines konfigurierbaren Rahmenkonzepts zur Qualitätsbewertung sowie ein Vorgehensmodell, das Ziele, Aufgaben und unterstützende Methoden umfasst. Die praktische Umsetzung des Ansatzes wird anhand von zwei Anwendungsfällen am Flughafen Stuttgart verdeutlicht.

In der Diskussion und Entwicklung neuer Services steht häufig die Anbieterperspektive im Zentrum der Betrachtung. Bei stärker vernetzten Leistungen, wie z. B. Smart Services, und der zunehmenden Integration verschiedener Akteure im Leistungsergebnis ist es eine besondere Herausforderung, die *Anforderungen von Kunden und Anwendern* an die Plattform und den Service als Anbieter zu verstehen und anzupassen. Durch die Kundenintegration in den Analyseprozess einer Leistungsinnovation können zielgerichtet KI-Schnittstellen an den angeforderten Bereichen implementiert werden und so eine nachhaltig erfolgreichere Innovation generiert werden.

Ein Beitrag im zweiten Teil von Band 2 diskutiert die partizipative Dienstleistungsentwicklung und die Barrieren der Nutzerintegration am Beispiel des Gesundheitswesens:

Der Beitrag von *Christopher Garrelfs, Marie Längen und Carsten Schultz* mit dem Fallbeispiel der Tele-Audiologie hat zum Ziel, durch die explorative Gegenüberstellung aktueller Marktentwicklungen der Hersteller und Marktanforderungen der Nutzer die Bedeutung der verschiedenen Akteure als Quelle für neue Dienstleistungsinnovationen zu bewerten. Aus einer qualitativen Bedarfsanalyse werden die akteur-spezifischen Barrieren der Nutzerintegration abgeleitet und schließlich ein konzeptionelles Modell entwickelt, das Implikationen für das Management KI-basierter Dienstleistungsinnovationen im Gesundheitswesen aufzeigt.

4.2.3 Neue Dienstleistungssysteme

Charakteristisch für die dritte Dimension von Serviceinnovationen – den Dienstleistungssystemen – ist die Veränderung der firmeninternen Prozesse von Mitarbeitenden, die durch den Einsatz der Künstlichen Intelligenz vorangetrieben und verbessert werden (Agarwal/Selen 2011). Gegenwärtig werden Technologien der KI vor allem für *Prozess-*

innovationen eingesetzt, die bereits mit Hilfe schwacher KI und Technologien wie beispielsweise der logischen Schlussfolgerungen durchgeführt werden können. Analytische und redundante Aufgaben werden automatisiert durchgeführt und erleichtern damit sowohl die Tätigkeit für den Anbieter als auch die Bildung einer klaren Erwartung des Nachfragers.

Als *Prozess* innerhalb eines Unternehmens wird dabei jedes *Set von zusammenhängenden Aktivitäten* bezeichnet. Diese haben gemeinsam, dass sie über jegliche menschliche Aktivität wie Denken, Herstellen, Handeln u.v.m. erstellt werden und zum Ziel haben, ein bestimmtes Ergebnis oder Ziel für das Unternehmen zu erreichen. Die KI mit ihren Technologien setzt an der Optimierung einzelner Abschnitte dieses Prozesses an, um diese zunehmend flexibel zu halten (Koehler 2018). *Prozessinnovationen* sind dann als Veränderung von Geschäftsvorgängen zu verstehen und führt implizit eine Reorganisation interner Gegebenheiten und Vorgänge mit sich (Cumming 1998; Bigliardi/Colacino/Dormio 2011).

Die Einsatzmöglichkeiten von KI-Technologien zur Effizienzsteigerung innerhalb von Unternehmen sind dabei vielfältig angelegt. Ein Beispiel dafür stellt das *Bewerber- bzw. Talentmanagement* von Unternehmen dar. Beispielsweise wurden in einem Industrieunternehmen für Stellen in der Fertigung jahrelang Bewerber mit einem Produktionshintergrund rekrutiert. Eine Auswertung der in der Vergangenheit eingestellten Mitarbeitenden gewährte jedoch neue Einblicke für die Personalabteilung. Der Einsatz der Künstlichen Intelligenz offenbarte, dass die leistungs- und umsatzstärksten aktuellen Mitarbeitenden des Industrieunternehmens einen beruflichen Hintergrund in der Fast-Food Industrie vorwiesen und nicht in der Fertigung. Daraufhin konnten die Prozesse und die Qualität des Recruitings von neuen Mitarbeitenden verbessert werden (Lee et al. 2019).

Der *Einkauf* als Unternehmenseinheit besteht aus mehreren unternehmensintern strukturierten sowie abgestimmten Prozessen und bietet somit weitere interne Prozessinnovationsmöglichkeiten. Vor allem im Verhandlungsmanagement spielen Überlegungen der Prozessautomatisierung eine neue Rolle hinsichtlich der auf verschiedenen Ebenen und mit verschiedenen Partnerunternehmen der eigenen Wertschöpfungskette stattfindenden Prozessschritte (Viale/Zouari 2020). Darüber hinaus können KI-Technologien ebenfalls neue Einblicke in die Wertschöpfungskette liefern, z. B. bei der Mustererkennung von Verhaltensweisen und Preisabsprachen in der Vergangenheit mit Vorhersagemodellen für die Zukunft (Schulze-Horn et al. 2020).

Ein Beitrag im ersten Teil von Band 2 untersucht den Einsatz von KI in Einkaufsverhandlungen:

Einkaufsverhandlungen werden vor dem Hintergrund der fortschreitenden technologischen Entwicklung zunehmend digitalisiert. Insbesondere KI stellt in dieser Hinsicht eine vielversprechende Chance zum effizienten und effektivem Management von Verhandlungen dar. Technologien der KI werden in dem Beitrag von *Markus Voeth, Michael Oryl und Niklas F. Bronnert* nach vier Stufen unterteilt. Dann erfolgt

eine beispielhafte Anwendung dieser Stufen auf die einzelnen Phasen des Verhandlungsmanagements, um das Potenzial von KI für Einkaufsverhandlungen herauszustellen. Dabei wird auch auf die Herausforderungen und Voraussetzungen des Einsatzes von KI in Einkaufsverhandlungen Bezug genommen.

Auch im *Kundenbeziehungsmanagement* können Prozesse dadurch innoviert werden, dass Unternehmen durch KI-Technologien neue Einblicke in die Struktur ihres Kundenstamms erhalten. Eigenschaften, die zuvor verborgen geblieben sind, werden aufgedeckt und Kunden können so gezielter und persönlicher angesprochen werden (Cohen 2018). Weiterhin ist – befähigt durch die KI – ebenfalls eine Selektion rentabler und weniger rentabler Kunden möglich. Ein durch die KI unterstütztes KI-System bietet für Unternehmen daher die Möglichkeit, das Kundenmanagement effizienter zu gestalten (Libai et al. 2020). Vor allem auch Plattformanbieter, die einen qualitativ hochwertigen Austausch zwischen den Akteuren anstreben, sind daran interessiert, Einblicke in die Kundenstruktur zu erhalten.

Ein Beitrag im ersten Teil von Band 2 beschäftigt sich mit den Potenzialen der KI und Plattformnutzern:

Jens Lamprecht und *Susanne Robra-Bissantz* untersuchen den Reputationsverlust von digitalen Plattformen durch nicht-reziprok handelnde Nutzer. Dieser Reputationsverlust kann zurückgeführt werden auf eine Informationsasymmetrie zwischen den Nutzern. Um diese Informationsasymmetrie aufzulösen, wurde konzeptionell ein Verfahren beschrieben, das Techniken des maschinellen Lernens nutzt, um aus natürlich sprachlichen Textbeiträgen der Nutzer Eigenschaften zu extrahieren und – basierend auf diesen Eigenschaften – Prognosen zu bilden über das Nutzerverhalten, die dann in Maßnahmen überführt werden.

Wie umfangreich die Prozessinnovationen innerhalb eines Unternehmens gesamthaft und abteilungsübergreifend erfolgen, wird in einem Beitrag im vierten Teil von Band 1 analysiert und anhand der Handelsbranche verdeutlicht:

Der Beitrag von *Reinhard Schütte* und *Felix Weber* untersucht die Bedeutung von Daten und Plattformen für die Bereitstellung hybrider Leistungsbündel durch oder die Optimierung von Prozessen in Handelsunternehmen. Dabei kommen Verfahren der KI zum Einsatz, die zunächst allgemein beschrieben werden. Anhand von Fallstudien der Unternehmen Fressnapf und DocMorris zeigen die Autoren mit Hilfe von verschiedenen Services auf, wie umfassend Handelsunternehmen bei der Gestaltung der Unternehmensarchitekturen herausgefordert sind. Handelsunternehmen werden damit zu Prototypen von Dienstleistungsunternehmen 4.0.

4.2.4 Neue Kundenschnittstellen

Zuletzt stellt die Veränderung der Interaktion mit dem Kunden – die Kundenschnittstelle – eine Dimension der Dienstleistungsinnovation dar (Agarwal/Selen 2011). Mit Hilfe der Technologien der Künstlichen Intelligenz gelingt die (*Neu-*)Gestaltung von Interaktionen,

die sich in (1) KI-unterstützte Interaktionen, (2) KI-augmentierte Interaktionen und (3) KI-geführte Interaktionen unterscheiden (Ostrom et al. 2019):

(1) KI-unterstützte Kundeninteraktionen

Die Interaktion, die durch ein KI-System unterstützt wird, findet zentral in bereits bestehender und traditioneller Form zwischen dem Kunden und dem Servicemitarbeitenden statt. Die Technologie spielt lediglich in einer für den Kunden nicht sichtbaren Ebene eine Rolle und agiert mit dem Servicemitarbeitenden (Ostrom et al. 2019). Ähnlich wie bei den bereits beschriebenen internen Prozessinnovationen in Abschnitt 4.2.3 optimiert die KI unternehmensinterne Prozesse und erleichtert die optimalere Gestaltung von Entscheidungen. Im Gegensatz zu neuen internen Dienstleistungssystemen hat diese Kategorie die Besonderheit der Interaktion mit Kunden und der damit einhergehenden Außenwirkung von Unternehmen.

Einsatzbeispiele dieser Form sind im Gesundheitswesen die KI-gestützte Diagnose von Krankheiten oder im Transportwesen eine intelligente Kontrollfunktionen für Zugführer (Ostrom et al. 2019). Im Marketing und dem Kundenmanagement werden Formen der KI-unterstützten Systeme bisher vor allem zur *Unterstützung der personalisierten Kundenansprache* eingesetzt.

Ein Beitrag im ersten Teil von Band 2 widmet sich der Hyperpersonalisierung in der Kundenansprache durch KI-Systeme:

Der Beitrag von *Matthias H.J. Gouthier* und *Nora Kern* widmet sich mit einer theoretisch-konzeptionellen Analyse der hochpersonalisierten Kundenansprache in einem digitalen Umfeld unter Einsatz von KI. Der Hintergrund ist darin zu sehen, dass es anzustreben ist, Kunden individuell und zum richtigen Zeitpunkt mit relevanten Marketingbotschaften zu erreichen. Dies ist eine der zentralen Herausforderungen der digitalen Kundenkommunikation. Der Beitrag zeigt auf, dass sich gerade in Verbindung mit dem Einsatz von KI effizientere und effektivere Möglichkeiten der hochpersonalisierten Ansprache von Kunden ergeben. Es wird ausgeführt, dass trotz der Relevanz einer voranschreitenden Hyperpersonalisierung in der Wissenschaft weder eine eindeutige Definition und Abgrenzung zu ähnlich gelagerten Konzepten der Kundenansprache, noch eine Zusammenstellung der entsprechenden Erfolgsfaktoren existiert.

Einem weiteren Anwendungsfall der KI-unterstützten Systeme widmet sich ein Beitrag im ersten Teil von Band 2:

Das zentrale Konzept der KI kann als eine Form von intelligenten Agenten interpretiert werden. *Holger Roschk*, *Masoumeh Hosseinpour* und *Golnaz Rezaei* diskutieren in ihrem Beitrag potenzielle Anwendungsmöglichkeiten intelligenter Agenten zur Unterstützung bei Tätigkeiten des Beschwerdemanagements und wie diese zum Zentrum des Beschwerdemanagements werden. Die Diskussion hat zum Ziel, Anwendungsfälle hinsichtlich des aktuellen Technologiestands vorzustellen, die anhand des direkten und indirekten Beschwerdemanagementprozesses eingeordnet werden.

(2) KI-augmentierte Kundeninteraktionen

Systeme, die als Akteur sowohl gegenüber dem Kunden als auch dem Servicemitarbeitenden auftreten, werden den KI-augmentierten Systemen zugeordnet. Dabei handelt die KI für den Kunden sichtbar und unterstützt den Servicemitarbeitenden beispielsweise mit weiterführenden Informationen oder neuartigen Services (z. B. eine roboterunterstützte Operation o. Ä.) (Ostrom et al. 2019).

Ein Beispiel des Einsatzes KI-augmentierter Systeme wird in einem Beitrag im vierten Teil von Band 1 analysiert:

Die Virtualisierung im Consulting zielt darauf ab, den Anteil der direkten Face-to-Face-Interaktionen zwischen Berater und Klient vor Ort durch den Einsatz von Technologien zu reduzieren. Im Beitrag von *Volker Nissen, Paul Halle und Julia Eichelsbacher* wird unter Verwendung eines Design Science Research-Ansatzes ein bestehendes Verfahren zur Bestimmung des Potenzials zur Virtualisierung von Beratungsdienstleistungen weiterentwickelt und in mehreren Fallstudien mit Beratungsunternehmen getestet. Das Ziel ist es, Consultinganbieter im Kontext ihres eigenen digitalen Transformationsprozesses zu unterstützen.

(3) KI-geführte Kundeninteraktionen

Diese Form der KI-Interaktion ersetzt den Servicemitarbeitenden vollständig und die KI agiert als direkter Interaktionspartner mit dem Kunden und generiert an dessen Stelle Wert für den Kunden und das Unternehmen. Dadurch werden zudem Services möglich, die in dieser Art durch einen Servicemitarbeitenden selbst nicht durchzuführen gewesen wären und demnach nachhaltige Serviceinnovationen darstellen.

Die Ausgestaltung der KI-geführten Interaktion erfolgt häufig über *Conversational Agents* (Sprachagenten) als präferiertes Instrument (Ostrom et al. 2019). Diese werden dabei in textnachrichten-basierte Sprachagenten (z. B. Chatbots oder Google Assistant), sprachbasierte Sprachagenten (z. B. Siri, Alexa) und multimodale Sprachagenten kategorisiert (Jain et al. 2018). Eine weitere Form der Sprachagenten sind *Service Roboter* wie beispielsweise Carebots (Altenpflege), Hotel Robots (Check-in), autonome Fahrzeuge oder die Paketzustellung via Drohne (Ostrom et al. 2019) und stellen weitere Beispiele der KI-geführten Kundeinteraktionen dar. Abbildung 3 verdeutlicht das Kontinuum der Sprachagenten von Sozialen Robotern hin zu Virtuellen Assistenten.

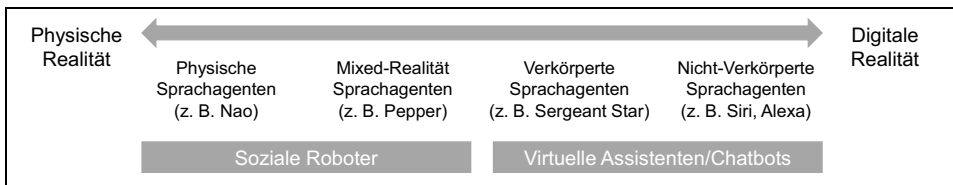


Abbildung 3: Ausprägungsformen von Sprachagenten
(Quelle: Keyser et al. 2019, S. 166)

Einhergehend mit den technischen Fähigkeiten von Sprachagenten ist es für Unternehmen von hoher Relevanz, mögliche *Barrieren auf Kundenseite*, die die Nutzung von Sprachagenten verhindern, zu senken. Aktuelle Forschungsarbeiten untersuchen daher intensiv die Akzeptanz dieser Technologien, die Nutzungsintentionen und die Bedenken hinsichtlich der Privatsphäre (Brandtzaeg/Følstad 2017; Jain et al. 2018; Clark et al. 2019). Ziel der Forschung ist es hierbei, den Kunden hinsichtlich der Interaktionswünsche zu verstehen und damit das Interface, die Schnittstelle und Interaktionsprozesse, zu verbessern (Clark et al. 2019).

Einsatzbeispiele KI-geführter Kundeninteraktion anhand von Chatbots und deren Wahrnehmung durch den Kunden werden in einem Beitrag im vierten Teil von Band 1 analysiert:

Der Beitrag von *Theresa Fritz* verfolgt das Ziel, den Einsatz von KI in der Energiewirtschaft literaturbasiert aufzuarbeiten. Der Fokus liegt im Speziellen auf dem Einsatz von KI im Dienstleistungsmanagement. Zusätzlich werden deutsche Energieversorger im Hinblick auf den aktuellen Stand des Einsatzes von KI, am Beispiel von Chatbots, näher untersucht. Insgesamt zeigt es sich, dass KI auch die Energiewirtschaft vor neue Herausforderungen stellt.

Zwei Beiträge beschäftigen sich mit der Wahrnehmung und der Akzeptanz zur Nutzung von Chatbots im zweiten Teil von Band 2:

Im Beitrag von *Jan-Gerrit Grotenhermen, Nicholas Schönberg* und *Gerhard Schewe* wird anhand eines quasi-experimentellen Forschungsdesigns die Wahrnehmung des Kundenservice von Finanzdienstleistungsunternehmen in Abhängigkeit davon, ob die Dienstleistung von einem menschlichen Betreuer oder einem Chatbot erbracht wird, verglichen. Aufbauend auf der Literatur zur Wahrnehmung von konversationalen Agenten und künstlich intelligenten Systemen werden Hypothesen bezüglich Nutzererwartung, Datenschutz, Vertrauenswürdigkeit und Nutzungsintention hergeleitet, die anhand von Varianzanalysen getestet und anschließend diskutiert werden.

Der Beitrag von *Christopher Pütz, Sebastian Düppre, Stefan Roth* und *Werner Weiss* beschäftigt sich mit der Akzeptanz und Nutzung von Technologien im Allgemeinen und von Chat-/Voicebots im Speziellen. Dazu wird insbesondere untersucht, welche Einflussfaktoren der Akzeptanz im Kontext von Chat-/Voicebots eine Rolle spielen. Auf Basis einer Literaturanalyse werden die individuellen Unterschiede der Nutzer, die Systemcharakteristika, der soziale Einfluss und erleichternde Bedingungen diskutiert. Anschließend werden weitere Einflussfaktoren aus der Perspektive der Praxis ergänzt.

Mit den Barrieren bei der Nutzung von Chatbots beschäftigt sich ein Beitrag im dritten Teil von Band 2:

Service Chatbots bieten eine bequeme, persönliche und auf den Kunden zugeschnittene Form eines Vertriebsassistenten. Jedoch sind Kunden häufig skeptisch in der

Nutzung der Chatbots, da sie einige Beeinträchtigungen aufweisen (z. B. durch eine künstliche und wenig authentische Wahrnehmung). *Adnan Zogaj, Philipp M. Mähner und Dieter K. Tscheulin* haben in ihrer Studie das Untersuchungsziel, wie die Selbstkongruenz genutzt werden kann, um die Authentizität von Chatbots und die Kundenzufriedenheit mit dem Service zu erhöhen. Es wurde in dieser Studie ein Umfrageforschungsdesign verwendet, das auf einer Chatbot-Konversation basiert, um die erarbeiteten Hypothesen zu prüfen.

Einsatzbeispiele KI-geführter Kundeninteraktionen anhand Sprachbasierter Gesprächsagenten werden in einem Beitrag im ersten Teil von Band 2 mit Anwendungsfokus im B2B-Kontext vorgestellt:

In Anbetracht des Siegeszuges von Smart Speakern im privaten Bereich ist zu vermuten, dass eine intelligente Sprachassistentz auch im Unternehmensumfeld enormes Optimierungspotenzial aufweist. Anwendungsfälle im betrieblichen Kontext sind jedoch noch vergleichsweise rar. Aufbauend auf einer Literaturanalyse hat der Beitrag von *Marvin Kalla und Mischa Seiter* das Ziel, anhand einer explorativ qualitativen Interviewstudie solche Einsatzszenarien digitaler Sprachassistentzsysteme im Dienstleistungsmanagement des Maschinen- und Anlagenbaus zu identifizieren und dabei die inhärenten Effizienzsteigerungen zu heben.

Ein weiterer Beitrag im dritten Teil von Band 2 behandelt das Zusammentreffen von Kunden und Service Roboter am Service Encounter:

Basierend auf 20 persönlichen Tiefeninterviews entwickeln *Stefanie Paluch* und *Thomas Wittkop* ein Service Robot Embarrassment Perception Framework (SR-EPF). Sie identifizieren verschiedene Quellen für Verlegenheit (Embarassement) im Service Encounter. Darüber hinaus diskutiert das Rahmenwerk die Rolle der Anonymität, Diskretion, Privatsphäre, Gefühle und Verstand sowie Zwischenmenschliches für verschiedene Formen der KI und welche Faktoren in der Anwendung bei Kunden die Gefühle der Verlegenheit reduzieren.

Insgesamt ist zu erkennen, dass *Kundenansprache und -dialog* in der aktuellen Forschung über die verschiedenen Ausgestaltungsmöglichkeiten der KI hinweg diskutiert werden und sich in unterschiedlichen Entwicklungsstadien und Formen wiederfinden. Eine gesamthafte Betrachtung der dargestellten Typen von KI am Service Encounter unterstützt Dienstleistungsunternehmen dabei, strategische Entscheidungen hinsichtlich der *Implementierung der Technologien* an verschiedenen Schnittstellen zu treffen. Eine Entscheidung über deren Einsatz kann daher nicht losgelöst von anderen Entwicklungsstadien betrachtet werden.

In einem Beitrag im vierten Teil von Band 1 werden Ausgestaltungsformen, Herausforderungen und Implikationen KI-basierter Beratungsleistungen anhand der drei vorgestellten Typen des Service Encounter nach Ostrom et al. (2019) analysiert:

Der Beitrag von *Stefan Raff*, *Benjamin von Walter* und *Daniel Wentzel* betrachtet den Einsatz KI-basierter Berater-Tools in der Dienstleistungserstellung. Diese Anwendungen werden umfassend beleuchtet und klassifiziert sowie anhand von konkreten Einsatzbeispielen illustriert. Darauf aufbauend werden zentrale Herausforderungen für deren erfolgreiche Implementierung diskutiert. In Summe schafft dieser konzeptionelle Beitrag somit ein besseres Verständnis für KI-basierte Berater-Tools und bietet konkrete Hinweise für Praktiker, um diese langfristig erfolgreich zu etablieren. Schließlich werden auch mögliche Stoßrichtungen für die künftige Forschung skizziert.

Zwischen diesen Formen der Anwendungsfälle am Service Encounter (Ostrom et al. 2019) können verschiedene Typen – sowohl die hybriden als auch KI-geführten Arten – ebenso parallel oder sequenziell eingesetzt werden und damit die Vorteile der verschiedenen Interaktionsverfahren jeweils ideal nutzen.

Ein Beispiel für ein solches Hybrides Dienstleistungssystem wird in einem Beitrag im zweiten Teil von Band 1 diskutiert:

Hybride Intelligenz (HI), ist die Verknüpfung von menschlicher und künstlicher Intelligenz und bietet Potenziale zur Entlastung und Unterstützung von Mitarbeitenden. Der Beitrag zeigt die systematische, nutzungszentrierte Gestaltung einer HI-basierten Dienstleistung am Beispiel des IT-Supports auf. *Simon L. Schmidt*, *Mahei Manhei Li*, *Christoph Peters* und *Jan Marco Leimeister* nehmen im Beitrag eine Problemidentifizierung am Beispiel von drei unterschiedlich großen Unternehmen vor. Basierend auf diesen identifizierten Herausforderungen des IT-Supports werden die Interaktionen während der Dienstleistungserbringung zwischen allen Beteiligten (Mitarbeitende, Kunden und System) nutzungszentriert neugestaltet.

Wie die Integration von Künstlicher Intelligenz in Dienstleistungen aus der Kundenperspektive ausgestaltet wird, legt ein Beitrag im dritten Teil von Band 2 dar:

Der Beitrag von *Michael Leyer* betrachtet die Rolle von Künstlicher Intelligenz als neuer Akteur in der Interaktion zwischen Dienstleistern und Kunden. Dafür werden die Unterschiede von Künstlicher Intelligenz zu Menschen bzw. normaler Software aufgezeigt und empirische Erkenntnisse der Wahrnehmung von Künstlicher Intelligenz durch Kunden präsentiert. Basierend auf diesen Überlegungen wird ein Framework entwickelt, wie Interaktionen zwischen Künstlicher Intelligenz und Kunden gestaltet sein können. Diese Interaktionen werden darüber hinaus aus einer ethischen Perspektive beurteilt.

In einem Beitrag im dritten Teil von Band 2 werden Implikationen für die Unternehmen-zu-Konsumenten-Beziehung im Kontext der Künstlichen Intelligenz diskutiert:

Der Horn-Effekt beschreibt eine unbewusste Verallgemeinerung eines negativen Eindrucks. Hinsichtlich Kunde-Unternehmens-Beziehungen ergeben sich in diesem Zusammenhang zwei zentrale Übertragungsmöglichkeiten: Zum einen, wenn Kunden

Unternehmen bewerten; zum anderen, wenn Unternehmen Kunden bewerten. Die Gefahr besteht dabei in einer frühzeitigen Beziehungsbeendigung bzw. darin, dass Beziehungen aufgrund des Effektes gar nicht erst zustande kommen. Der Beitrag von *Marie-Sophie Schönitz* eruiert den zugehörigen Forschungsstand mit Hilfe eines systematischen Literaturreviews und ergründet mögliche KI-Lösungsansätze auf Basis von Experteninterviews.

4.3 Chancen und Risiken im Einsatz der Künstlichen Intelligenz

Die schnellen Entwicklungen innerhalb der KI führen dazu, dass diese Thematik zu einem bedeutsamen Diskurs in Wirtschaft und Gesellschaft wurde. Dieser umfasst zum einen die teilweise sehr euphorisch benannten Chancen, aber auch die Risiken der Künstlichen Intelligenz.

Chancen im Einsatz der Künstlichen Intelligenz

Zu den Chancen gehört unter anderem, dass die KI ein sehr *breites Anwendungsspektrum* aufweist (Buchanan 2006; Haenlein/Kaplan 2019). Vom Finanzwesen, Lagersysteme, über Kundenkontakt via Chatbots u.a.m. sind die Einsatzmöglichkeiten vielfältig (Davenport 2018) und können die Menschen dabei ergänzen oder auch komplett ersetzen und damit eigenständig eingesetzt werden (Makridakis 2017). Dabei spielen auch die *Impulse für Innovationen*, die dadurch generiert werden, eine entscheidende Rolle. Neue Dienstleistungen, Produkte und gar neue Geschäftsmodelle lassen auf Basis der Technologie die Geschäfts- und Anwendungsmöglichkeiten in der Branche steigen (Tombeil et al. 2020).

Damit einhergehend bieten sich Chancen auf einem veränderten *Arbeitsmarkt*. Tätigkeiten, die ein mechanisches und repetitives Aufgabenfeld umfassen (Huang et al. 2019) und teilweise mit negativen Effekten verbunden sind (Haenlein/Kaplan 2019), können in bestimmten Bereichen durch die KI ersetzt werden. Tätigkeiten, die eine empathische und kreative Komponente aufweisen, erhalten damit auch eine neue Bedeutung (Huang et al. 2019). Zudem kann durch Unterstützung der Technik und Robotik vor allem bei Herstellerbetrieben die *Arbeitssicherheit* erhöht sowie auf Reisen erhöhte Sicherheit geleistet werden (Buchanan 2006).

Ein weiteres Potenzial der KI bietet die Möglichkeit, die *Entscheidungsqualität* nachhaltig zu verbessern. Die KI führt zu einer schnelleren und auch reproduzierbaren Entscheidungsfindung in einem zuvor spezifizierten Anwendungsfeld, da durch einen standardisierten, mechanischen Prozess keine äußeren Faktoren einwirken. Hervorzuheben ist dabei auch die Präzision, mit der schnelle Entscheidungen getroffen werden, die durch eine menschliche Entscheidungsfindung stärker beeinträchtigt werden kann (Shrestha et al. 2019).

Risiken im Einsatz der Künstlichen Intelligenz

Jedoch werden zunehmend Stimmen laut, die mahnend auf die Schattenseite der KI hinweisen. Einhergehend mit den zuvor beschriebenen Veränderungen auf dem Arbeitsmarkt ist die *Substitution des Menschen durch die KI* eine Besorgnis. Tätigkeiten im Niedriglohnsektor oder mit geringerer Qualifikationsanforderung werden dabei mit steigender Umstellung auf computergetriebene Verfahren zunehmend substituiert (Frey/Osborne 2013; Makridakis 2017).

Hinzu kommen ebenfalls Bedenken hinsichtlich der *Sicherheit und Nachvollziehbarkeit von Entscheidungen* auf Ebene des Algorithmus. Die KI lernt mittels Trainingsdaten und wendet das zuvor Gelernte auf weitere Fälle an. Dies hat an prominenten Beispielen wie der Apple Card, einer Kreditkarte, die Frauen ein geringeres Kreditlimit zusprach als Männern, in der Vergangenheit das Risiko von Diskriminierungen verdeutlicht (Hegemann 2019). Doch nicht nur ungewollte Tendenzen, wie beispielsweise Trainingsdaten mit einem Vorurteil, führen zu einem Sicherheitsverlust.

Auch bewusste *Angriffe und Manipulationen* wie beispielsweise Hackerangriffe, können die Verlässlichkeit des Algorithmus beeinträchtigen (Kaplan/Haenlein 2020). Zudem werden auch immer häufiger *Datenschutzbedenken* – nicht nur in Deutschland – zum Gegenstand der Debatte (Russell 2015). Dadurch zeigt sich, dass eine technische *Regulierung* und lediglich ein gezieltes Einsetzen der KI zunehmend als notwendig erachtet wird. Dabei ist es zentral, dass der Mensch stets die Kontrolle über den Algorithmus behält (Kaplan/ Haenlein 2020), um Konsumenten ein Gefühl der Sicherheit zu geben und sie von den Fähigkeiten dieser neuen Technologie profitieren lassen zu können (Makridakis 2017).

Die KI als Treiber der Veränderung und damit einhergehende Chancen und Risiken werden in einem Beitrag im ersten Teil von Band 1 dargelegt:

Johann Valentowitsch verdeutlicht, wie KI als disruptive Technologie einen erheblichen Produktivitätszuwachs mit sich bringen und das klassische Dienstleistungsgeschäft tiefgreifend revolutionieren wird. Vor diesem Hintergrund setzt sich der Beitrag vornehmlich das Ziel, die Bedeutung von KI als Treiber für Innovationen und neue Geschäftsmodelle im Dienstleistungssektor zu diskutieren sowie die damit einhergehenden Chancen und Risiken für den Arbeitsmarkt zu beleuchten. In diesem Kontext werden klare Gewinner und Verlierer des KI-bedingten Transformationsprozesses benannt sowie mögliche Entwicklungsszenarien skizziert.

Die Beleuchtung der Chancen und Risiken der Künstlichen Intelligenz im Hinblick auf menschliche Kompetenz und Kommunikation wird in einem Beitrag im dritten Teil von Band 1 dargelegt:

Der Beitrag von *Egbert Kahle* und *Sünje Helldorff* behandelt die Chancen und Risiken Künstlicher Intelligenz im Dienstleistungsmanagement unter besonderer Berücksichtigung menschlicher Kompetenz und Kommunikation. Es werden die Einsatzfelder

von KI im Dienstleistungsmanagement sowie verschiedene Aspekte von KI in der Erstellung von Dienstleistungen erläutert. Dabei finden das uno-actu-Prinzip und der externe Faktor sowie die Subjektivität personenbezogener Dienstleistungen besondere Berücksichtigung. Der Beitrag betrachtet die Kompetenz und Kommunikation als zentrale Dimensionen personenbezogener Dienstleistungen.

4.4 Branchenspezifische Einsatzpotenziale der Künstlichen Intelligenz im Dienstleistungsmanagement

Die KI findet im Dienstleistungsmanagement in unterschiedlichsten *Branchen* Anwendung. Wie bereits im dritten Abschnitt erläutert, umfasst dies zum einen den *Gesundheitssektor* (Ostrom et al. 2019). Zentrale Aspekte der wissenschaftlichen Diskussion drehen sich dabei um die neuartige Entdeckung von Krankheitsbildern und Symptomen beispielsweise via Deep Learning und Bildverarbeitungstechnologien. KI-basierte smarte Gesundheitsservices (*Smart Healthcare*) wie beispielsweise technologische Operationsunterstützung und Hilfe in der Diagnoseerstellung stellen für Kliniken neuartige Möglichkeiten dar, präventiv und frühzeitig Krankheitsbilder einschätzen zu können (Pan et al. 2019). Jedoch spielen auch Themen wie die Patientensicherheit und Bedenken für die Privatsphäre eine zunehmende Rolle im Diskurs um die vielen Vorteile (Zhang et al. 2018b). Insgesamt überwiegen jedoch zunächst die positiven und lebensrettenden Argumente der Nutzung von KI. Erste Erkenntnisse erkennen zudem die Auswirkung, die eine innovative Krankheitsdiagnose bzw. eine frühzeitige Erkennung von Krankheitsbildern auf eine mögliche gesteigerte Heilungsrate in strukturschwachen Länder hat (Wahl et al. 2018).

In einem Beitrag im zweiten Teil von Band 2 wird das Vertrauen in KI-basierte Gesundheitsangebote – speziell in der Radiologie – diskutiert:

Künstliche Intelligenz verspricht im Bereich Radiologie große Verbesserungspotenziale. Wenige Vorarbeiten weisen auf die überragende Bedeutung von Vertrauen hin, damit die verschiedenen Stakeholder bereit sind, ein entsprechendes KI-basiertes Service System in Anspruch zu nehmen. Im Rahmen einer explorativen Stakeholder-Konsultation konnten *Martin Gersch, Christian Meske, Enrico Bunde, Nader Aldoj, Jenny Wesche, Uta Wilkens* und *Marc Dewey* wertvolle Hinweise für die zukünftige Forschung ableiten. Hierzu zählen unter anderem eine notwendige Stakeholder-Differenzierung relevanter Vertrauensaspekte, die Identifikation besonders wichtiger „Moments of (Dis-) Trust“, die Bedeutung von Surrogat-Informationen sowie der Erklärbarkeit KI-gestützter Entscheidungen.

Der *Finanzsektor* stellt als weitere Branche ein bereits KI erprobter Wirtschaftszweig dar, indem beispielsweise mittels KI-Technologien Kreditkartenbetrug frühzeitig aufgedeckt und Kreditvergabeverfahren automatisiert durchgeführt werden konnte (Cohen 2018; Davenport 2018). Zudem erhalten auch hier lernende Verfahren beispielsweise in Anlage und Verwaltung von Anlagefonds Einzug und verändern die Arbeit von menschlichen Fondsmanagern.

Ein Beitrag im zweiten Teil von Band 2 diskutiert die Rolle des Kundenvertrauens in der Finanzdienstleistungsbranche:

Der Einsatz Künstlicher Intelligenz in der Finanzdienstleistungsbranche ermöglicht unter anderem die Digitalisierung der Vermögensverwaltung. Unabdingbar dafür ist jedoch die Bereitschaft und Intention der Kunden, die entsprechenden Technologien zu nutzen. In diesem Zusammenhang widmet sich der Beitrag von *Raffael Rathje*, *Fabio-Yannick Laschet* und *Peter Kenning* der Frage, welche ggfs. differenzierte Bedeutung das Kundenvertrauen für die Entstehung einer solcher Nutzungsintention hat. In einer theoretisch fundierten, empirischen Studie wird hierzu zum einen das Vertrauen in eine unspezifische, generelle digitale Vermögensverwaltung sowie zum anderen das spezifische Vertrauen in eine von der jeweiligen Hausbank angebotene digitale Vermögensverwaltung untersucht. Basierend auf den Ergebnissen einer Strukturgleichungsanalyse werden theoretische sowie praktische Implikationen abgeleitet.

Der *Handel* verdeutlicht als weitere Branche Einsatzmöglichkeiten smarter Technologien zur Innovation von bestehenden Einkaufsprozessen (Ostrom et al. 2019). Unter Smarten Retailing-Dienstleistungen fallen Innovationen wie beispielsweise Apps, die über Kameras automatisch die Umgebung des Kunden screenen und darauf abgestimmte Kaufempfehlungen geben (Homefinder), ebenso wie Dekorations-Apps, die das gewünschte Objekt per Augmented Reality (AR) in das heimische Zimmer bringen oder auch schnelle Kundenbewertungen beim Scannen von Barcodes oder QR-Codes (Dacko 2017). Smarte Endgeräte wie beispielsweise Amazon Echo haben diese Entwicklung weiter vorangetrieben. KI-Technologien sind mittlerweile in der Lage, basierend auf Sprachaufzeichnungen personalisierte Empfehlungen an Kunden zu senden. Die kurzfristige Weiterentwicklung des Handels ist dabei noch marginal, denn Studien legen nahe, dass sich die disruptiven Veränderungen, die die KI-Technologie auf den Handel und dessen Geschäftsmodell ausüben, erst in der mittel- bis langfristigen Betrachtung einstellen wird (Shankar 2018).

In einem Beitrag im vierten Teil von Band 1 wird der Einsatz von KI-Technologien auf Edge Computing im Handel diskutiert:

Der stationäre Handel wird seit Jahren durch den Trend der Digitalisierung getrieben. Damit einhergehend werden zunehmend KI-Technologien in allen Bereichen des Handelsmanagements eingesetzt. Der Beitrag von *Wolfgang Maaß* und *Nurten Öksüz* beschäftigt sich mit KI-basierten Technologien im Kontext des Handels und stellt insbesondere Eigenschaften intelligenter Assistenzsysteme vor. Zudem werden Anwendungen aus der Forschung vorgestellt, die sich mit der Verwendung neurowissenschaftlicher Methoden zur Generierung von KI-basierten Services im stationären Handel beschäftigen.

Weiterhin sind es *Transport-* oder *Mobilitätsunternehmen*, die bereits in ausgeprägtem Maße den Einsatz von Technologien der Künstlichen Intelligenz vorantreiben und dadurch auch als Beispielbranche diskutiert wird (Cohen 2018). Der Begriff der Smart Mobility

verbindet dabei neue Erkenntnisse über beispielsweise Besucherströme oder Auslastungen im Pendlerverkehr des ÖPNV mit einer intelligenteren Taktung (Asad et al. 2020) sowie der Verbindung verschiedener Mobilitätssysteme wie Bus, Bahn und Fahrrad. Dabei sind – vor allem in einer zunehmenden und jungen Nachfragergruppe – die grundlegende Veränderung in der Einstellung zur Mobilität zu vernehmen (Wolter 2012). Unternehmen begegnen den geforderten und digitalisierten Wünschen der Zielgruppe mit weiteren Services rund um die Kerndienstleistung. Die Anforderungen sind jedoch auch stetig kurzfristiger Natur und bieten damit Potenziale für neue Geschäftsmodelle, wie beispielsweise Uber und Lyft, die diese Lücke in den vergangenen Jahren für sich genutzt haben (Cohen 2018). Neben Taxiservices ist auch die Flugbranche mit intelligenten Preis- und Werbesystemen bereits eine Branche, die sich der Daten über Fluggäste zunutze macht. Damit einhergehend sind neue Plattformen wie beispielsweise Kayak u.v.m. entstanden, die diesen Umstand wiederum für sich nutzen (Cohen 2018).

In einem Beitrag im zweiten Teil von Band 2 werden Akzeptanztreiber der Urbanen Luftbeförderung untersucht:

Die Nutzung unbemannter Drohnen in der Personenbeförderung verspricht signifikante Vorteile im Vergleich zu existierenden Alternativen Beförderungsmöglichkeiten. Die Akzeptanz der Urbanen Luftbeförderung bei potenziellen Nutzern ist jedoch immer noch eine zentrale Herausforderung. Derzeit mangelt es an Studien, die ein umfassendes Verständnis der relevanten Treiber und Barrieren der Nutzungsintentionen liefert. Der Beitrag von *Jens Hogleve* und *Frederica Janotta* adressiert diese Lücke mittels einer explorativen qualitativen Studie, die ein tieferes Verständnis für die spezifischen Faktoren liefert, die die Adaption Urbaner Luftbeförderungsservices beeinflussen.

5. Methodische Herangehensweise beim Einsatz der Künstlichen Intelligenz im Dienstleistungsmanagement

Die aufgezeigte Vielfältigkeit der Künstlichen Intelligenz sowie die zu erwartende weitere rasante Entwicklung stellt Unternehmen vor die Herausforderung, schnell und effizient auf neue Nachfragesituationen und Trends in ihrem Wirtschaftszweig zu reagieren. Die Entscheidung, KI-Technologien im Unternehmen zu nutzen, ist als umfassender *Prozess des Wandels* anzusehen. Dies verlangt eine Herangehensweise, die u.a. verschiedene planerische, organisatorische und kulturelle Aspekte umfasst. Dabei ist die Implementierung von besonderer Bedeutung, um sowohl interne als auch externe Barrieren der Akzeptanz zu überwinden.

Bei einer gezielten methodischen Herangehensweise für einen Einsatz der Künstlichen Intelligenz im Dienstleistungsbereich empfiehlt sich ein systematischer *Managementprozess*. Dabei sind verschiedene Aktivitäten in den Managementphasen der Analyse, Planung, Umsetzung und Kontrolle erforderlich. In der Abbildung 4 ist ein systematischer *Prozess zur Implementierung der Künstlichen Intelligenz* aufgeführt. Dabei werden verschiedene *Einsatzschritte* unterschieden, die Unternehmen im Prozess der Implementierung KI-basierter Technologien zu durchlaufen haben. Die Schritte (1) - (4) sind dabei angelehnt an Reim et al. (2020) sowie die Schritte (5) und (6) an Fountaine et al. (2019).

Einsatzschritte Implementierung			Spezifika	
Reim et al. 2020	Schritt 1	KI-Technologien und organisationale Ressourcen verstehen	<ul style="list-style-type: none">■ Verständnis für Technologien schaffen■ Analoge Prozesse digitalisieren■ Digitale Fähigkeiten analysieren	Analyse
	Schritt 2	Status Quo, Ecosystem und Potenzial für Geschäftsmodell verstehen	<ul style="list-style-type: none">■ Kundenbeziehungen verstehen■ Ecosystem-Akteure analysieren■ Business Use Case identifizieren	
	Schritt 3	KI-notwendige Ressourcen entwickeln und verfeinern	<ul style="list-style-type: none">■ Strategie: Machbarkeiten prüfen, Zeithorizont festlegen, Benchmarking durchführen■ Technologie: Mitarbeitende rekrutieren, KI-Integration prüfen, Datenschutz klären	Planung
	Schritt 4	Organisationale Akzeptanz und Interne Kompetenz schaffen	<ul style="list-style-type: none">■ Pilotprojekte starten, KI-Teams bilden und KI-Trainings anbieten■ KI-Strategien verfeinern und intern und extern kommunizieren	Umsetzung
Fountaine et al. 2019	Schritt 5	Organisationale Anpassungen vornehmen	<ul style="list-style-type: none">■ Strukturen verändern von Silostruktur zu interdisziplinären Teams■ Mitarbeitende weiter befähigen■ Agile Entscheidungen treffen	
	Schritt 6	Veränderungen verstärken	<ul style="list-style-type: none">■ Veränderungen weiter vorleben■ Projekt-/Adaptionsfortschritte messen■ Mitarbeiter incentivieren	Kontrolle

Abbildung 4: Einsatzschritte zur Implementierung von KI-Technologien
(Quelle: in Anlehnung an Fountaine et al. 2019; Lee et al. 2019; Reim et al. 2020)

(1) KI-Technologie und organisationale Ressourcen verstehen

Die zentrale Herausforderung besteht für Unternehmen in der ersten Phase darin, zunächst ein *Verständnis für die Technologie* und deren technische Beschaffenheit zu erhalten. Die in den vorangegangenen Abschnitten dargelegten Besonderheiten einzelner Ausprägungs-

formen der Künstlichen Intelligenz und die Breite der daraus resultierenden Anwendungsmöglichkeiten ist – je nach Unternehmensgröße und Branche – sehr unterschiedlich. Daher ist es für die relevanten Entscheidungsträger von Bedeutung, ein klares Verständnis für die Einsatzmöglichkeiten zu erhalten und damit einhergehend die noch analogen oder teils digitalisierten Prozesse zu verstehen (Reim et al. 2020). Dies ist von besonderer Bedeutung, da mit diesem ersten und wichtigen Schritt vor allem der Grundstein für die interne Akzeptanz gelegt wird. Häufig fehlt Unternehmen dieses klare Verständnis und diese haben eventuell bereits verschiedene Schlüsselpositionen mit Personal besetzt, ohne jedoch die Gegebenheiten wie beispielsweise zwischen Advanced Analytics und herkömmlicher Analytik zu verstehen (Fountaine et al. 2019). Durch eine gezielte Analyse in der frühen Phase können relevante Risiken für die Implementierung durch das Topmanagement des Unternehmens proaktiv erkannt und begegnet werden (Reim et al. 2020).

Diesen Umstand beschreiben ebenfalls Brock und Wangenheim (2019), die die Reflektionsphase als die größte Herausforderung für Unternehmen im Implementierungsprozess ansehen. Sie verdeutlichen dabei, dass ein relevantes Wissen über die Technologie sowie geeignetes und geschultes Personal ein Grundbaustein der Implementierung und die größte Barriere in der Umsetzung darstellt. Es gilt, über starke digitale Fähigkeiten zu verfügen, um einen klaren Wettbewerbsvorsprung zu generieren. Weitere drängende Fragen beschäftigen sich daher mit den aktuellen Fähigkeiten, wie diese angepasst oder weiterentwickelt sind und inwiefern neue Fähigkeiten nötig sind (Reim et al. 2020).

Für Unternehmen ist es daher von Bedeutung, einen Plan für die Entwicklung dieser Fähigkeiten zu erstellen. *Digitale Fähigkeiten* sind in dieser Analysephase relevante organisationale Ressourcen wie Strategie, Technologie, Daten und Sicherheitsressourcen, die es zu betrachten und zu evaluieren gilt. Die *Strategieressourcen* beschreiben die Möglichkeiten, die es dem Management erlauben, agil auf neue Umstände zu reagieren. Eine digitalisierte Strategie benötigt diese – auch kurzfristige – Elastizität in verschiedenen Richtungen. Die *technischen Ressourcen* beschreiben neue Anforderungen, die an das Personal gestellt werden wie beispielsweise Wissen in den Bereichen der Programmiersprachen, Maschinellem Lernen und KI-Algorithmen. Einhergehend damit sind *Datenressourcen* ein weiterer Bestandteil der Analyse. Diese umfassen Fähigkeiten von Mitarbeitenden, mit den erhobenen Daten umzugehen und in einem weiteren Schritt zu analysieren bzw. schlussfolgernde Erkenntnisse daraus zu ziehen. Diese Fähigkeiten weisen beispielsweise Datenwissenschaftler (Data Scientists) auf. Zuletzt gilt es – damit verbunden – die *Sicherheitsressourcen* zu analysieren wie beispielsweise Zugriffsrechte, Datenintegrität oder die Erkennung von digitalen Eindringlingen (Brock/Wangenheim 2019). Generell stehen Unternehmen damit vor der Herausforderung zu klären, inwiefern bereits Daten existieren und inwiefern sie Zugriff auf diese Daten haben, um das zuvor aufgeworfene Problem zu lösen.

(2) *Status Quo, Eco-System und Potenzial für Geschäftsmodellinnovation verstehen*

Im weiteren Schritt ist es für Unternehmen notwendig, das eigene Geschäftsmodell und die *wertstiftende Kernleistung* zu analysieren. Darauf aufbauend gilt es dann zu untersuchen, wie der technologische Fortschritt an diesem Punkt ansetzt und wie eine Verbesserung für den Kunden und das Kundenerlebnis durch den Einsatz von Technologien herbeigeführt werden kann. Eine relevante Frage lautet dabei, welche existierenden Projekte von einer Implementierung von KI-Technologien profitieren könnten. Einzelne Unternehmen sind dabei nicht isoliert als einzelne Einheit zu betrachten. Da die Qualität der Leistung durch das Zusammenspiel weiterer Akteure in einem *Eco-System* entsteht gilt es, diese ebenfalls zu betrachten und dadurch gesamthaft zu erfassen, wie eine Technologisierung einen Einfluss darauf nimmt (Reim et al. 2020). Aufbauend auf diesen Analysen und den sich daraus ergebenden Möglichkeiten für Unternehmen innerhalb der Industrie kann ein möglicher *Business Use Case* identifiziert werden. Dieser spezifiziert, wofür die KI-Struktur explizit benötigt wird (Fountaine et al. 2019).

(3) *KI-notwendige Ressourcen entwickeln und verfeinern*

Die Herausforderung in dieser Phase ist es, die zuvor analysierten Gegebenheiten, Strukturen, Prozesse und Möglichkeiten in einem ersten Umsetzungsschritt zu integrieren und die Organisation auf die Implementierung der KI-Technologie vorzubereiten. Zentral ist dabei die Frage, wie die KI dazu beitragen kann das bestehende Geschäft zu erweitern oder zu transformieren (Brock/Wangenheim 2019). Dazu ist es notwendig, zur KI-Bereitschaft die relevanten organisatorischen Ressourcen (Strategie, Technologie, Daten und Sicherheitsressourcen) weiter zu verfeinern. Aufbauend auf den erläuterten Analyseschritten folgt hierbei die konkrete Auseinandersetzung und Planung der Implementierung im Unternehmen (Reim et al. 2020).

Mit der Initiierung der Veränderung wird ein digitaler Transformationsprozess angestoßen, der auf die optimale Integration der Technologie im Unternehmen abzielt. Zunächst ist dabei die *Strategiekomponente* weiter zu verfeinern. Diese stellt die wichtigste Startressource dar, da Firmen mit einer klaren *Digitalstrategie* KI-Projekte deutlich erfolgreicher implementieren (Brock/Wangenheim 2019). Zugehörig sind dabei die grundlegenden Überlegungen zur *Machbarkeit* des Business Use Case und des einhergehenden Geschäftswerts für das Unternehmen.

Ebenfalls ist es von Bedeutung, einen klaren *Zeithorizont* für die Umsetzung der Implementierungsschritte zu definieren, um die Zielerreichbarkeit und Evaluationspunkte festzulegen (Fountaine et al. 2019). Dabei ist grundsätzlich zu entscheiden, inwiefern das Unternehmen damit die Rolle eines First Mover oder eines First Follower einnimmt und damit einen direkten Wettbewerbsvorteil erzielt. Das Benchmarking und taktische bzw. strategische Bewerten der eigenen Ressourcen und des Wettbewerbsumfelds stellt in der Implementierung dabei eine elementare Komponente dar (Reim et al. 2020).

Dabei ist es auch von Relevanz, mit wem beispielsweise Wettbewerber in ihren KI-Projekten zusammenarbeiten (Brock/Wangenheim 2019). Die stetige Neugierde des Topmanagements, diese Veränderungen zu forcieren, zu begleiten, zu verstehen und vorzuleben, ist über den gesamten Prozess ein entscheidender Erfolgsfaktor der Implementierung, jedoch vor allem in dieser strategisch wichtigen Anfangsphase von großer Bedeutung (Brock/Wangenheim 2019). Die vertiefenden strategischen Vorüberlegungen sind darüber hinaus der relevante Grundstein, auf dem die im nachfolgenden vierten Entwicklungsschritt erläuterten Pilotprojekte fußen. Ein Start von Pilotprojekten ohne eine genaue Analysephase verringert die erfolgreiche Implementierung des Projekts in zunehmendem Maße (Fountaine et al. 2019).

Hinsichtlich der *technischen Ressourcen* stehen spezifische Fragestellungen zur konkreten Umsetzung der KI im Unternehmen an. Zu klären ist beispielsweise, wie eine systematische Weiterentwicklung des Mitarbeiterstamms realisiert wird. Von Vorteil ist dabei die gleichzeitige Planung zur Entwicklung und Förderung der bestehenden Mitarbeitenden hin zu relevantem Know-how sowie die Rekrutierung neuer Mitarbeitende mit ergänzendem Expertenwissen auf dem Gebiet der Künstlichen Intelligenz (Brock/Wangenheim 2019). Darüber hinaus sind Themen wie beispielsweise die Fähigkeit der technischen Integration und Kompatibilität der neuen Technologie mit bereits bestehenden Systemen innerhalb eines Unternehmens von Relevanz. Damit einhergehend sind Fragestellungen zu Daten- und Sicherheitsressourcen notwendig, die tiefergehend die Beschaffung der Daten und wesentlichen technischen Mittel thematisieren sowie rechtliche Fragen hinsichtlich des Datenschutzes klären. Die Risiken der Cybersicherheit gilt es frühzeitig abzuklären, einzuschätzen und zu minimieren (Brock/Wangenheim 2019). Von zentraler Bedeutung ist es, nach der Verfeinerung der Ressourcen eine klare „Roadmap“ aufzustellen, die die verschiedenen Projektschritte hinsichtlich der Strategie-, Technologie-, Daten- und Sicherheitsressourcen sowie deren Zeithorizont aufzeigen (Brock/Wangenheim 2019).

(4) Organisationale Akzeptanz und interne Kompetenz schaffen

Sobald die Veränderung innerhalb des Unternehmens hin zu einer Implementierung einer KI-Technologie ansteht, ist dabei die Belegschaft in den weiteren Prozess der Implementierung zu integrieren, um damit eine interne Akzeptanz zu schaffen (Reim et al. 2020). Schlüssig gelingt dieser Spagat mit Hilfe von kleinen *Pilotprojekten*, die es den Mitarbeitenden erlauben, einen Einblick in die Technologie und ihre konkrete Umsetzung innerhalb des Unternehmens zu erhalten (Lee et al. 2019). Die Implementierung ist dabei häufig mit Ängsten des Arbeitsplatzverlust verbunden, da die Technologie in bestimmten Tätigkeitsfeldern die menschliche Arbeitskraft ersetzen kann und andere Fähigkeiten gefordert sind (Huang/Rust 2018). Ziel der Pilotprojekte ist es daher, diese Ängste zu verringern und unter den Mitarbeitenden eine Begeisterung für die Technologie zu schaffen sowie darüber hinaus ebenfalls Missverständnisse zu beseitigen (Reim et al. 2020). Eine verstärkende Maßnahme bilden dabei auch gezielte Schulungen und Workshops, die die breite Mitarbeiterschicht befähigt, mit der KI zu arbeiten. Beispielsweise wird darin thematisiert,

wie digitale Inhalte aus dem System bezogen und für den individuellen Fall genutzt werden (Lee et al. 2019).

Ein weiterer Aspekt der Pilotprojekte ist darin zu sehen, einen *zirkulären Prozess* zu initiieren und damit die KI-Strategie zu verfeinern. Durch ein geeignetes Produkt werden weitere Anwender angesprochen und verwenden die neue Technologie. Bedingt dadurch entstehen neue Nutzungsdaten, die wiederum zur Verbesserung des Algorithmus eingesetzt werden können. Damit verbunden ist eine umfassende *Kommunikation* der erprobten KI-Maßnahmen ein erfolgskritischer Schritt, in dem alle Stakeholder des Unternehmens über die Transformation informiert werden. Dabei gilt es, mögliche Resistenzen zu antizipieren und abzubauen sowie Verständnis für den Wandel zu schaffen. Die kommunikative Auseinandersetzung mit Themen wie beispielsweise die Datenerfassung und ihre Konsequenzen spielt eine große Rolle und fließen wiederum in den zirkulären Prozess ein (Lee et al. 2019).

(5) Organisationale Anpassungen vornehmen

Im nächsten Umsetzungsschritt ist die Testphase zu beenden und das Pilotprojekt sowie die damit verbundenen Gedanken auf das gesamte Unternehmen auszuweiten. Dieser Schritt ist für ein Unternehmen von zentraler Bedeutung. Jedoch verbleiben viele Unternehmen aktuell meist in der Pilotphase und schaffen dadurch keine erfolgreiche Implementierung einer nachhaltigen KI-Transformation (Fountaine et al. 2019).

Zunächst sind dabei die traditionellen Strukturen aufzubrechen und anstatt einer Silostruktur eine Struktur hin zu kleinen Hubs im Sinne von *interdisziplinären Teams* zu entwickeln. Dadurch wird die Zusammenarbeit verschiedener Mitarbeitergruppen gefördert, so dass beispielsweise Kundenexperten engen Kontakt zu Analytiker haben. Dadurch werden Projektideen und -umsetzung unkomplizierter mit verschiedenen Experten diskutiert.

Verbunden mit der organisationalen Umstrukturierung verändert sich auch die *Entscheidungsgestaltung*. Die Entscheidungskompetenzen werden in diesem Entwicklungsschritt behutsam aus dem Topmanagement langsam dahingehend ausgegliedert, dass Mitarbeitende verschiedener Hierarchiestufen befähigt werden, die KI-Technologie und Algorithmen für ihren Prozess und Handlungsweisen zu optimieren. Dadurch wird eine gemeinsame Erstellung einer Leistung von Mensch und Maschine gefördert. Ziel ist es dabei, die Stärken beider Parteien in einer Symbiose zu verbinden und damit eine bessere Leistung zu erstellen als es die Akteure einzeln realisieren könnten (Fountaine et al. 2019).

Schließlich ist die Agilität des Unternehmens zu forcieren. Zentral ist hierbei, den *Grundgedanken der Fehlerkultur* im Unternehmen zu verankern. KI-Anwendungen werden erst im Feld und mit zunehmender Datenmenge besser. Daher kann zu Beginn eine allumfassende Anwendung noch nicht vorliegen. Die Möglichkeit, aus Fehlern zu lernen und diese als Quelle zur Verbesserung zu sehen, gilt es dabei in Unternehmen zu integrieren und damit von traditionellen Mustern abzuweichen, die lediglich den Einsatz einer komplett ausgereiften Leistung genehmigten (Fountaine et al. 2019).

(6) *Veränderungen verstärken*

Verlaufen die bisher genannten Entwicklungsschritte insgesamt positiv, dann ist in einem nicht zu vernachlässigenden nächsten Entwicklungsschritt von Bedeutung, die zuvor getätigten Veränderungen zu verstärken und damit sicherzustellen, dass diese weitergeführt und akzeptiert werden (Fountaine et al. 2019). Dafür es ist zunächst essenziell, die getätigte Veränderung in der Führungsebene auch weiterhin vorzuleben und den Mitarbeitenden damit als Vorbild voran zu gehen. Ein *Vorleben der Veränderungskultur* gelingt beispielsweise in der gemeinsamen Teilnahme an den Schulungen zur KI-Anwendung.

Darüber hinaus ist es gleichermaßen von Bedeutung, die beschriebenen Möglichkeiten zu Versuch und Weiterentwicklung noch unfertiger Projekte zu akzeptieren und beispielsweise den Stand und die zugrundeliegenden Daten zu diskutieren. Zudem fördern *regelmäßige Meetings* mit Entwicklern und Ideengebern den Austausch. Es können Meinungen und Erfahrungen von den involvierten Personen erfragt und in weitere Entscheidungen mit einbezogen werden.

Des Weiteren wird zu prüfen sein, den Projektfortschritt messbar zu machen mittels *Projektkennzahlen*, die beispielsweise in projektspezifischen und gemeinsamen Scorecards gepflegt werden. Dadurch wird sichergestellt, dass die Zusammenarbeit und Abstimmung zwischen den verschiedenen Akteuren des Projekts stattfindet. Neben den anwendungsspezifischen Teams gilt es auch, den gesamthaften *Adoptionsfortschritt des Unternehmens* zu betrachten und zu bewerten. Teams, die speziell für die Implementierung und Umsetzung der Technologie im Unternehmen zuständig sind, überwachen damit die Entwicklung und korrigieren, wenn notwendig, den Kurs.

Ebenso ist als Verstärkungsmaßnahme eine *Incentivierung von Mitarbeitenden* in Erwägung zu ziehen. Anerkennungen in Form von beispielsweise wertschätzendem Herausheben einzelner leistungsstarker Mitarbeitender oder gezielte Beförderungsmaßnahmen dienen der Motivation und Ansporn auch für weitere Mitarbeitende, sich der Veränderung ebenso zu verschreiben und diese voranzutreiben (Fountaine et al. 2019).

Die Implementierung der Künstlichen Intelligenz für den speziellen Anwendungsfall im deutschen Mittelstand wird in einem Beitrag im dritten Teil von Band 1 betrachtet:

Der Beitrag von *Ronny Baierl* und *Baljit Nitzsche* beleuchtet Handlungsempfehlungen für eine erfolgreiche Implementierung der KI im deutschen Mittelstand. Hierzu werden zum einen KI-Strategien in deutschen Unternehmen aufgezeigt. Zum anderen geben die durchgeführten Experteninterviews einen interessanten Einblick in die Perspektive von Unternehmen im Transformationsprozess und in die Perspektive von KI-Anbietern. Darauf aufbauend werden Handlungsempfehlungen abgeleitet.

6. Kritische Würdigung der Künstlichen Intelligenz in Forschung und Praxis

Die dargelegten Herangehensweisen und die einzelnen Entwicklungsschritte zur Künstlichen Intelligenz beleuchten überwiegend die *Chancen* im Einsatz für Unternehmen. Die Künstliche Intelligenz stellt Unternehmen jedoch ebenfalls vor Herausforderungen und geht mit *Risiken* und neuen Aspekten einher, die in Praxis und Forschung aktuell zur Diskussion stehen.

Die umfangreichen *Daten* als relevante Grundbasis für die Funktionalität der Künstlichen Intelligenz können eine Quelle für Problematiken für die Praxis darstellen, beispielsweise hinsichtlich der „Saubерkeit“ der Daten. Hierbei stehen mögliche Fehler in den Daten oder deren Unvollständigkeit im Fokus. Die Künstliche Intelligenz ist fähig, mit dieser Art von Daten zu arbeiten, diese aufzuspüren und ebenfalls durch deren Analyse neue Einblicke in den Kontext zu erhalten; dies war in dieser Form bislang nicht möglich (O’Leary 2013). Darüber hinaus ergeben sich auch Datenbarrieren beispielsweise in multinationalen Organisationen. Unterschiede in den Regulierungen verschiedener Länder und unterschiedliche Datenschemata wie beispielsweise die Sprache und das Antwortverhalten von Kunden spielen dabei eine Rolle (Zhang et al. 2018a).

Eine weitere Perspektive stellt die Tätigkeit an sich bzw. das *Arbeitsumfeld für Mitarbeitende* dar. KI führt zu tiefgreifenden Veränderungen, die auf den Arbeitsmarkt und auf die Mitarbeitenden zukommen. KI-Projekte scheitern in der Praxis häufig, da ein interner Widerstand zur Akzeptanz dieser Technologie erst zu überwinden ist (Fountaine et al. 2019). Für Dienstleistungsunternehmen ergeben sich auch neue Perspektiven, wie beispielsweise die Fokussierung auf die empathische Ebene einer Kundenbeziehung und damit einhergehenden neuen Herausforderungen. Diese von Huang et al (2019) beschriebene *Feeling Economy* führt dazu, dass sich Kunden zukünftig für einen Dienstleistungsanbieter aufgrund der sogenannten „Humanen Intelligenz“ entscheiden. Situationen, in denen ein Mensch als Kontaktperson gewünscht ist, können dabei zukünftig einen Unterschied machen und der Künstlichen Intelligenz in bestimmten Bereichen vorgezogen werden. Dabei sind Fragestellungen aufgeworfen, welche Entscheidungen dem Computer überlassen werden soll und welche selbst zu treffen sind (Rust 2020). Den besonderen Umstand der Zusammenarbeit von Mensch und Maschine sowie Maschine und Maschine ist auch in der Forschung zukünftig stärker zu beleuchten.

Damit wird deutlich, dass KI nicht nur den technologischen Ansprüchen zu genügen hat, sondern auch menschengerecht zu gestalten ist. Diese Diskussion legt ein Beitrag im dritten Teil von Band 1 dar:

Christopher Zirinig, Marc Jungtäubl und Caroline Ruiner zeigen auf, wie KI-Anwendungen in Dienstleistungsprozessen zunehmend eine Rolle spielen und zwischenmenschliche Interaktionen, die zentral für den Erfolg von Dienstleistungsarbeit sind,

grundlegend ändern. Damit einher gehen ebenfalls Veränderungen in den Arbeitsbedingungen für Beschäftigte und es resultiert das Erfordernis der Ausgestaltung des Einsatzes von KI in Arbeitsprozessen. In dem Beitrag steht die sogenannte menschengerechte Gestaltung von KI bei der Dienstleistungsarbeit im Fokus, die in Hinblick auf die Trias Technik, Arbeit und Individuum analysiert wird.

Eng verknüpft spielen *ethische Fragestellungen* eine zentrale Rolle in der Praxis und Forschung zur Künstlichen Intelligenz. In erster Linie sind dabei Bedenken hinsichtlich der Privatsphäre bzw. des Datenschutzes auf Kundenseite relevant. Für Unternehmen gestaltet sich die Nachvollziehbarkeit und Transparenz der Entscheidungen eines KI-Systems zu einer zunehmenden Herausforderung (Ouchchy et al. 2020). Diese Aspekte sind auch für die Forschung von hoher Relevanz. So stellt sich beispielsweise die Frage, inwiefern einer Maschine ethische Entscheidungen antrainiert werden können (Wang/Siau 2019). Erwartet wird, dass in Zukunft Anwendungsfälle dieser Art zunehmend durch rechtliche Vorgaben reguliert werden. Diese können Unternehmen wiederum unterstützen, Vertrauen und Akzeptanz auf Anwenderseite – sowohl für Mitarbeitende als auch für Kunden – zu steigern (Wang/Siau 2019).

Welche Anforderungen zukünftig durch die Künstliche Intelligenz an das unternehmensinterne Qualitätsmanagement gestellt werden, um diesen ethischen Debatten zu begegnen, wird in einem Beitrag im dritten Teil von Band 1 betrachtet:

Ausgangsbasis für die Analysen ist der Praxisfall von Uber, bei dem die Künstliche Intelligenz im autonomen Fahren eingesetzt wurde. Da das System der KI noch nicht ausgereift war, kam es beim autonomen Fahren zu einem tödlichen Unfall. Aus diesem Praxisfall ergeben sich klare Herausforderungen und Anforderungen an das Qualitätsmanagement bei der KI. Im Beitrag von *Armin Töpfer, Patricia Leffler, Georg Brabänder und Steffen Silbermann* werden konkrete Kriterien an die Qualität und das Qualitätsmanagement herausgearbeitet, die durch die Zusammenarbeit von menschlichen Prozessverantwortlichen und Entscheidungsträgern mit KI entstehen. Dargestellt werden Dimensionen der Qualität von KI und deren Besonderheiten für die Anwendung in der Praxis. Die relevanten Anforderungen und zentralen Stolpersteine bei der Integration von KI-Systemen in Prozessen werden herausgearbeitet.

Ein weiterer relevanter Forschungszweig, der Teilmengen der bereits aufgeführten Bereiche beleuchtet, aber noch wenig Beachtung im Detail erhalten hat, beschäftigt sich mit der Schnittmenge der beiden Megatrends *Nachhaltigkeit und Künstliche Intelligenz*. Die Nachhaltigkeit, die sich in die vier Dimensionen Individuell, Sozial, Ökonomisch und Ökologisch unterteilen lassen, bietet je nach Dimension neue Themenfelder und Fragestellungen hinsichtlich des Technologieeinsatzes. Auf der *individuellen Ebene* werden Veränderungen hinsichtlich der Ausbildung für entsprechende Tätigkeiten, aber auch die Lebensgestaltung (emotionales Wohlbefinden und Gesundheit) in der Ära der Künstlichen Intelligenz neue Fragen aufwerfen. Der *soziale Bereich* befasst sich mit Themen rund um die organisationalen Strukturen und Interaktionen sowie Beziehungen. Hinsichtlich der

ökonomischen Entwicklung ergeben sich Fragestellungen, inwiefern Preise aufgrund automatisierter Herstellung angepasst werden oder das KI-Training für weitere Mitarbeitergruppen sichergestellt wird.

Letztendlich ergeben sich durch neue Technologien ebenfalls Möglichkeiten, den *ökologischen Bereich* der Nachhaltigkeitsdimensionen weiter voranzutreiben. Hierzu zählen beispielsweise die verbesserten Vorhersagen von Umweltkatastrophen und Wetterbedingungen sowie auch der Einsatz von autonomen Fahrzeuge, die einen geringeren CO₂-Verbrauch aufweisen (Khakurel et al. 2018). Von zentraler Bedeutung sind zukünftig auch Anwendungsfelder hinsichtlich verbesserter Energienutzung, Überwachung und Warnung illegaler Regenwaldrodung sowie präziserer Gestaltung der Landwirtschaft (Herweijer et al. 2019). Forschung und Wissenschaft sind sich dabei einig, dass die Vereinigung dieser beiden Themenbereiche das Potenzial hat, die zukünftige Weiterentwicklung von Gesellschaft und Umwelt wirkungsvoll zu beeinflussen und damit eine relevante Zukunftsperspektive darstellt.

Das Thema der Nachhaltigkeit in Verbindung mit der Digitalisierung des Marketing wird in einem Beitrag im ersten Teil von Band 2 betrachtet:

Durch die Verbreitung digitaler Technologien haben sich Konsumgewohnheiten grundlegend verändert. Zudem wird angesichts des Klimawandels ein Wandel zu einer wettbewerbsfähigen, umwelt- und sozialverträglichen Wirtschaft gefordert. Der Beitrag von *Wassili Lasarov* skizziert den aktuellen Stand der Forschung in den Bereichen des nachhaltigen Marketing und des Digital Marketing. Es werden Implikationen für die künftige Forschung sowie Anwendungspotenziale für Unternehmen mit dem Ziel diskutiert, digitale Technologien zur Transformation des Verbraucherverhaltens hin zu nachhaltigen Konsum- und Lebensstilen einzusetzen.

Für die *Dienstleistungsforschung* zeigt sich damit die Breite des weiteren Forschungsbedarfs, der sich durch die Anwendung der KI-Technologie für Unternehmen, Netzwerke, Mitarbeitende, Gesellschaft und Politik sowie letztendlich die Umwelt ergeben. Bisherige KI-Forschung und Studien im Dienstleistungsbereich legen dabei einen starken Fokus auf die Kundenperspektive (z. B. Akzeptanz und Co-Creation) sowie den technologischen Fokus. Dabei ergeben sich für die Forschung Entwicklungstendenzen hin zu einem stärkeren Beziehungsfokus im Umgang der Künstlichen Intelligenz (z.B. CRM oder Online-Bewertungen und -Gemeinschaften) sowie der konkreten spezifischen Anwendung und ökonomischen Konsequenzen (z. B. spezifische Strategien) für Unternehmen (Kunz/Walsh 2020). Ein zunehmend interdisziplinärer Fokus auf das Thema der Künstlichen Intelligenz weist damit ein Forschungspotenzial auf, dass es in Zukunft zu untersuchen gilt.

Literaturverzeichnis

- Agarwal, R./Selen, W. (2011): Multi-Dimensional Nature of Service Innovation, in: *International Journal of Operations & Production Management*, Vol. 31, No. 11, S. 1164-1192.
- Aradau, C./Blanke, T. (2015): The (Big) Data-Security Assemblage – Knowledge and Critique, in: *Big Data & Society*, Vol. 2, No. 2, S. 1-12.
- Asad, S.A./Dashtipour, K./Hussain, S./Abbasi, Q.H./Imran, M.A. (2020): Travelers-Tracing and Mobility Profiling Using Machine Learning in Railway Systems, in: *Proceedings of the 5th International Conference on the UK-China Emerging Technologies (UCET 2020)*, Glasgow, S. 4363-4375.
- Auth, G./Jokisch, O./Dürk, C. (2019): Revisiting Automated Project Management in the Digital Age – A Survey of AI Approaches, in: *Online Journal of Applied Knowledge Management*, Vol. 7, No. 1, S. 27-39.
- Berman, S.J. (2012): Digital Transformation – Opportunities to Create New Business Models, in: *Strategy & Leadership*, Vol. 40, No. 2, S. 16-24.
- Bigliardi, B./Colacino, P./Dormio, A.I. (2011): Innovative Characteristics of Small and Medium Enterprises, in: *Journal of Technology Management & Innovation*, Vol. 6, No. 2, S. 83-93.
- Brandtzaeg, P.B./Følstad, A. (2017): Why People Use Chatbots, in: *Proceedings of the 4th International Conference of Internet Science (INSCI)*, Thessaloniki, S. 377-392.
- Brock, J.K.-U./Wangenheim, F. von (2019): Demystifying AI – What Digital Transformation Leaders Can Teach You about Realistic Artificial Intelligence, in: *California Management Review*, Vol. 61, No. 4, S. 110-134.
- Brynjolfsson, E./McAfee, A. (2017): The Business of Artificial Intelligence, <https://hbr.org/2017/07/the-business-of-artificial-intelligence?ab=seriesnav-bigidea> (Zugriff am 25.11.2020).
- Buchanan, B.G. (2006): A (Very) Brief History of Artificial Intelligence, in: *AI Magazine*, Vol. 26, No. 4, S. 53-60.
- Bullinger, H. J./Ganz, W./Neuhüttler, J. (2017): Smart Services – Chancen und Herausforderungen digitalisierter Dienstleistungssysteme für Unternehmen, in: Bruhn, M./Hadwich, K. (Hrsg.): *Dienstleistungen 4.0*, Band 1, Konzepte - Methoden - Instrumente, Wiesbaden, S. 97-120.
- Chen, H./Chiang, R.H./Storey, V.C. (2012): Business Intelligence and Analytics – From Big Data to Big Impact, in: *MIS Quarterly*, Vol. 36, No. 4, S. 1165-1188.

- Clark, L./Pantidi, N./Cooney, O./Doyle, P./Garaialde, D./Edwards, J./Spillane, B./Gilmar-tin, E./Murad, C./Munteanu, C./Wade, V./Cowan, B.R. (2019): What Makes a Good Conversation?, in: Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI), Glasgow, S. 1-12.
- Cohen, M.C. (2018): Big Data and Service Operations, in: Production and Operations Management, Vol. 27, No. 9, S. 1709-1723.
- Copeland, J. (1998): Artificial Intelligence – A Philosophical Introduction, Oxford, Mas-sachusetts.
- Cumming, B.S. (1998): Innovation Overview and Future Challenges, in: European Journal of Innovation Management, Vol. 1, No. 1, S. 21-29.
- Dacko, S.G. (2017): Enabling Smart Retail Settings Via Mobile Augmented Reality Shop-ping Apps, in: Technological forecasting and social change, Vol. 124, No. 1, S. 243-256.
- Davenport, T. H. (2018): The AI Advantage – How to Put the Artificial Intelligence Rev-olution to Work, Cambridge.
- Davenport, T. H./Brynjolfsson, E./McAfee, A. (2019): Artificial Intelligence – The In-sights You Need from Harvard Business Review, Boston.
- Duan, Y./Edwards, J.S./Dwivedi, Y.K. (2019): Artificial Intelligence for Decision Making in the Era of Big Data – Evolution, Challenges and Research Agenda, in: International Journal of Information Management, Vol. 48, No. 1, S. 63-71.
- Etzioni, A./Etzioni, O. (2017): Incorporating Ethics into Artificial Intelligence, in: The Journal of Ethics, Vol. 21, No. 4, S. 403-418.
- Fountaine, T./McCarthy, B./Saleh, T. (2019): Building the Builing the AI-Powered Or-ganization, in: Harvard Business Review, Vol. 97, No. 4, S. 62-73.
- Fraunhofer (2017): Trends für die Künstliche Intelligenz, [https://www.fraunhofer.de/con-tent/dam/zv/de/publikationen/broschueren/Trends-fuer-die-kuenstliche-Intelli-genz.pdf](https://www.fraunhofer.de/content/dam/zv/de/publikationen/broschueren/Trends-fuer-die-kuenstliche-Intelli-genz.pdf) (Zugriff am 21.01.2021).
- Fraunhofer (2020): Wissensbasierte und hybride KI, <https://www.iosb.fraun-hofer.de/de/geschaeftsfelder/kuenstliche-intelligenz-autonome-systeme/anwen-dungsfelder/ki-assistenzsysteme/wissensbasierte-hybride-ki.html> (Zugriff am 27.01.2021).
- Frey, C.B./Osborne, M.A. (2013): The Future of Employment – How Susceptible Are Jobs to Computerisation, in: Technological forecasting and social change, Vol. 114, No. 1, S. 254-280.

- Gandomi, A./Haider, M. (2015): Beyond the Hype – Big Data Concepts, Methods and Analytics, in: *International Journal of Information Management*, Vol. 35, No. 2, S. 137-144.
- Gottfredson, L.S. (1997): Mainstream Science on Intelligence – An Editorial With 52 Signatories, History, and Bibliography, in: *Intelligence*, Vol. 24, No. 1, S. 13-23.
- Guzman, A.L./Lewis, S.C. (2020): Artificial Intelligence and Communication – A Human-Machine Communication Research Agenda, in: *New Media & Society*, Vol. 22, No. 1, S. 70-86.
- Haenlein, M./Kaplan, A. (2019): A Brief History of Artificial Intelligence – On the Past, Present and Future of Artificial Intelligence, in: *California Management Review*, Vol. 61, No. 4, S. 5-14.
- Hecker, D./Döbel, I./Rüping, S./Schmitz, V./Voss, A. (2017): Künstliche Intelligenz und die Potenziale des maschinellen Lernens für die Industrie, in: *Wirtschaftsinformatik & Management*, 5. Jg., Nr. 1, S. 26-35.
- Hegemann, L. (2019): Apple Card – Weiblich, Ehefrau, kreditunwürdig?, in: *Die Zeit*, 21. November, <https://www.zeit.de/digital/datenschutz/2019-11/apple-card-kreditvergabe-diskriminierung-frauen-algorithmen-goldman-sachs> (Zugriff am 04.12.2020).
- Hertog, P. den (2000): Knowledge-Intensive Business Services as Co-Producers of Innovation, in: *International Journal of Innovation Management*, Vol. 4, No. 4, S. 492-528.
- Herweijer, C./Combes, B./Gillham, J. (2019): How AI can enable a Sustainable Future, <https://www.pwc.de/de/nachhaltigkeit/kuenstliche-intelligenz-und-nachhaltigkeit-wie-ki-eine-nachhaltige-zukunft-ermoeglichen-kann.html> (Zugriff am 25.01.2021).
- Huang, M.-H./Rust, R./Maksimovic, V. (2019): The Feeling Economy – Managing in the Next Generation of Artificial Intelligence (AI), in: *California Management Review*, Vol. 61, No. 4, S. 43-65.
- Huang, M.-H./Rust, R.T. (2018): Artificial Intelligence in Service, in: *Journal of Service Research*, Vol. 21, No. 2, S. 155-172.
- Humpert, B. (1990): Solving Problems with Automated Reasoning, Expert Systems and Neural Networks, in: *Computer Physics Communications*, Vol. 61, No. 1, S. 58-75.
- Jain, M./Kumar, P./Kota, R./Patel, S.N. (2018): Evaluating and Informing the Design of Chatbots, in: *Proceedings of the 2018 Designing Interactive Systems Conference*, Hongkong, S. 895-906.
- Jensen, A.R. (1998): *The g Factor – The Science of Mental Ability*, Westport.
- 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, in: *Business Horizons*, Vol. 62, No. 1, S. 15-25.

- Kaplan, A./Haenlein, M. (2020): Rulers of the World, Unite! The Challenges and Opportunities of Artificial Intelligence, in: *Business Horizons*, Vol. 63, No. 1, S. 37-50.
- Katal, A./Wazid, M./Goudar, R.H. (2013): Big Data – Issues, Challenges, Tools and Good Practices, in: *Proceedings of the 6th international conference on contemporary computing (IC3)*, Noida, New Delhi, S. 404-409.
- Keyser, A. de/Köcher, S./Alkire, L./Verbeeck, C./Kandampully, J. (2019): Frontline Service Technology Infusion – Conceptual Archetypes and Future Research Directions, in: *Journal of Service Management*, Vol. 30, No. 1, S. 156-183.
- Khakurel, J./Penzenstadler, B./Porras, J./Knutas, A./Zhang, W. (2018): The Rise of Artificial Intelligence under the Lens of Sustainability, in: *Technologies*, Vol. 6, No. 4, S. 100-118.
- Kietzmann, J./Paschen, J./Treen, E. (2018): Artificial Intelligence in Advertising, in: *Journal of Advertising Research*, Vol. 58, No. 3, S. 263-267.
- Koehler, J. (2018): Business Process Innovation with Artificial Intelligence – Levering Benefits and Controlling Operational Risks, in: *European Business & Management*, Vol. 4, No. 2, S. 55-66.
- Kunz, W.H./Walsh, G. (2020): After the Revolution – New Chances for Service Research in a Digital World, in: *Journal of Service Management*, Vol. 31, No. 3, S. 597-607.
- Kwon, O./Lee, N./Shin, B. (2014): Data Quality Management, Data Usage Experience and Acquisition Intention of Big Data Analytics, in: *International Journal of Information Management*, Vol. 34, No. 3, S. 387-394.
- Lee, I. (2017): Big Data – Dimensions, Evolution, Impacts, and Challenges, in: *Business Horizons*, Vol. 60, No. 3, S. 293-303.
- Lee, J./Suh, T./Roy, D./Baucus, M. (2019): Emerging Technology and Business Model Innovation – The Case of Artificial Intelligence, in: *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, Vol. 5, No. 3, S. 44.
- Lee, R.S.T. (2020): *Artificial Intelligence in Daily Life*, Singapore.
- Lernende Systeme (2019): Neue Geschäftsmodelle mit Künstlicher Intelligenz, <https://www.plattform-lernende-systeme.de/bericht-ag4.html> (Zugriff am 22.01.2021).
- Libai, B./Bart, Y./Gensler, S./Hofacker, C.F./Kaplan, A./Kötterheinrich, K./Kroll, E.B. (2020): Brave New World? On AI and the Management of Customer Relationships, in: *Journal of Interactive Marketing*, Vol. 51, No. 1, S. 44-56.
- Lorenz, U. (2020): *Reinforcement Learning*, Berlin, Heidelberg.
- Makridakis, S. (2017): The Forthcoming Artificial Intelligence (AI) Revolution – Its Impact on Society and Firms, in: *Futures*, Vol. 90, No. 1, S. 46-60.

- McCarthy, J./Hayes, P.J. (1981): Some Philosophical Problems from the Standpoint of Artificial Intelligence, in: Webber, B.L./Nilsson, N.J. (Hrsg.): *Readings in Artificial Intelligence*, Los Altos, S. 431-450.
- Menor, L.J./Roth, A.V. (2007): New Service Development Competence in Retail Banking – Construct Development and Measurement Validation, in: *Journal of Operations Management*, Vol. 25, No. 4, S. 825-846.
- Munoz, A. (2012): *Machine Learning and Optimization*, New York.
- National Science and Technology Council (2016): *Preparing for the Future of Artificial Intelligence*, Washington.
- Nilsson, N.J. (2010): *The Quest for Artificial Intelligence – A History of Ideas and Achievements*, Cambridge, New York.
- O’Leary, D.E. (2013): Artificial Intelligence and Big Data, in: *IEEE intelligent systems*, Vol. 28, No. 2, S. 96-99.
- Ostrom, A.L./Fotheringham, D./Bitner, M.J. (2019): Customer Acceptance of AI in Service Encounters: Understanding Antecedents and Consequences, in: Maglio, P.P./Kieliszewski, C.A./Spohrer, J.C./Lyons, K./Patrício, L./Sawatani, Y. (Hrsg.): *Handbook of Service Science*, Volume II, Cham, S. 77-103.
- Ouchchy, L./Coin, A./Dubljević, V. (2020): AI in the Headlines – The Portrayal of the Ethical Issues of Artificial Intelligence in the Media, in: *AI & SOCIETY*, Vol. 35, No. 4, S. 927-936.
- Pan, J./Ding, S./Wu, D./Yang, S./Yang, J. (2019): Exploring Behavioural Intentions Toward Smart Healthcare Services Among Medical Practitioners – A Technology Transfer Perspective, in: *International Journal of Production Research*, Vol. 57, No. 18, S. 5801-5820.
- Rammer, C./Bertschek, I./Schuck, B./Demary, V./Goecke, H. (2020): *Einsatz von Künstlicher Intelligenz in der Deutschen Wirtschaft – Stand der KI-Nutzung im Jahr 2019*, Berlin.
- Reim, W./Åström, J./Eriksson, O. (2020): Implementation of Artificial Intelligence (AI) – A Roadmap for Business Model Innovation, in: *AI*, Vol. 1, No. 2, S. 180-191.
- Ricart, J. E. (2020): The CEO as a Business Model Innovator in an AI World, in: Canals, J./Heukamp, F. (Hrsg.): *The Future of Management in an AI World*, Cham, S. 185-203.
- Russell, S. (2015): Research Priorities for Robust and Beneficial Artificial Intelligence, in: *AI Magazine*, Vol. 36, No. 4, S. 105-114.
- Russell, S./Norvig, P. (2016): *Artificial Intelligence – A Modern Approach*, 3. Aufl., Boston u.a.

- Rust, R.T. (2020): The Future of Marketing, in: *International Journal of Research in Marketing*, Vol. 37, No. 1, S. 15-26.
- Rust, R.T./Huang, M.-H. (2014): The Service Revolution and the Transformation of Marketing Science, in: *Marketing Science*, Vol. 33, No. 2, S. 206-221.
- Schlinger, H. (2003): The Myth of Intelligence, in: *The Psychological Record*, Vol. 53, No. 1, S. 15-18.
- Schulze-Horn, I./Hueren, S./Scheffler, P./Schiele, H. (2020): Artificial Intelligence in Purchasing – Facilitating Mechanism Design-based Negotiations, in: *Applied Artificial Intelligence*, Vol. 34, No. 8, S. 618-642.
- Searle, J.R. (1980): Minds, Brains, and Programs, in: *The Behavioral and Brain Sciences*, Vol. 3, No. 1, S. 140-152.
- Shankar, V. (2018): How Artificial Intelligence (AI) is Reshaping Retailing, in: *Journal of Retailing*, Vol. 94, No. 4, S. vi-xi.
- Shrestha, Y.R./Ben-Menahem, S.M./Krogh, G. von (2019): Organizational Decision-Making Structures in the Age of Artificial Intelligence, in: *California Management Review*, Vol. 61, No. 4, S. 66-83.
- Sternberg, R.J. (2005): The Theory of Successful Intelligence, in: *Interamerican Journal of Psychology*, Vol. 39, No. 2, S. 189-202.
- Syam, N./Sharma, A. (2018): Waiting for a Sales Renaissance in the Fourth Industrial Revolution – Machine Learning and Artificial Intelligence in Sales Research and Practice, in: *Industrial Marketing Management*, Vol. 69, No. 1, S. 135-146.
- Täuscher, K./Laudien, S.M. (2018): Understanding Platform Business Models – A Mixed Methods Study of Marketplaces, in: *European Management Journal*, Vol. 36, No. 3, S. 319-329.
- Tombeil, A.-S./Kremer, D./Neuhüttler, J./Dukino, C./ Ganz, W. (2020): Potenziale von Künstlicher Intelligenz in der Dienstleistungsarbeit, in: Bruhn, M./Hadwich, K. (Hrsg.): *Automatisierung und Personalisierung von Dienstleistungen*, Band 2, Methoden - Potenziale - Einsatzfelder, Wiesbaden, S. 135-154.
- Turing, A.M. (1950): Computing Machinery and Intelligence, in: *Mind*, Vol. 59, No. 236, S. 433-460.
- Tussyadiah, I. (2020): A Review of Research into Automation in Tourism – Launching the Annals of Tourism Research Curated Collection on Artificial Intelligence and Robotics in Tourism, in: *Annals of Tourism Research*, Vol. 81, No. 1 (im Druck).
- Viale, L./Zouari, D. (2020): Impact of Digitalization on Procurement – The Case of Robotic Process Automation, in: *Supply Chain Forum: An International Journal*, Vol. 21, No. 3, S. 185-195.

- Wahl, B./Cossy-Gantner, A./Germann, S./Schwalbe, N.R. (2018): Artificial Intelligence (AI) and Global Health – How Can AI Contribute to Health in Resource-poor Settings?, in: *BMJ Global Health*, Vol. 3, No. 4, S. 1-7.
- Wang, D./Cao, W./Li, J./Ye, J. (2017): DeepSD – Supply-Demand Prediction for Online Car-Hailing Services Using Deep Neural Networks, in: *Proceedings of the 33rd International Conference on Data Engineering (IEEE)*, San Diego, S. 243-254.
- Wang, H./Ma, C./Zhou, L. (2009): A Brief Review of Machine Learning and Its Application, in: *Proceedings of the International Conference on Information Engineering and Computer Science (ICIECS)*, Wuhan, S. 1-4.
- Wang, W./Siau, K. (2019): Artificial Intelligence, Machine Learning, Automation, Robotics, Future of Work and Future of Humanity, in: *Journal of Database Management*, Vol. 30, No. 1, S. 61-79.
- Wolter, S. (2012): Smart Mobility – Intelligente Vernetzung der Verkehrsangebote in Großstädten, in: Proff, H./Schönharting, J./Schramm, D./Ziegler, J. (Hrsg.): *Zukünftige Entwicklungen in der Mobilität – Betriebswirtschaftliche und technische Aspekte*, Wiesbaden, S. 527-548.
- Zhang, G./Li, T./Li, Y./Hui, P./Jin, D. (2018a): Blockchain-Based Data Sharing System for AI-Powered Network Operations, in: *Journal of Communications and Information Networks*, Vol. 3, No. 3, S. 1-8.
- Zhang, Y./Zheng, D./Deng, R.H. (2018b): Security and Privacy in Smart Health – Efficient Policy-Hiding Attribute-Based Access Control, in: *IEEE Internet of Things Journal*, Vol. 5, No. 3, S. 2130-2145.
- Zheng, Y.-J./Sheng, W.-G./Sun, X.-M./Chen, S.-Y. (2017): Airline Passenger Profiling Based on Fuzzy Deep Machine Learning, in: *IEEE transactions on neural networks and learning systems*, Vol. 28, No. 12, S. 2911-2923.

1. Einsatzfelder der KI im Dienstleistungsmanagement



Maria Madlberger

Artificial Intelligence in the B2C Service Sector – A Literature Review

1. Introduction
 2. Conceptual Background
 3. Literature Review
 - 3.1 Search Strategy
 - 3.2 Inclusion and Exclusion Criteria
 4. Results and Discussion
 - 4.1 Research Question 1: The Role of AI in Service Research
 - 4.2 Research Question 2: Specific AI Algorithms and Technologies and Their Service Contexts
 - 4.2.1 Studies on AI Algorithms
 - 4.2.2 Studies on AI Technologies
 - 4.3 Research Question 3: Contributions
 5. Conclusion
- References

Dr. *Maria Madlberger* is a Full Professor at Webster Vienna Private University.

1. Introduction

The service sector has repeatedly been transformed by digitalization to a high extent. Starting with early computerization in sectors such as finance and traveling, service industries have experienced further major transformations with the emergence of electronic commerce. At present, the increasing pace of innovation in digitalization of services has gained a further momentum with the emergence of artificial intelligence (AI). The strong impact of digitalization on the provision of services largely lies in the information intensity of many services (Miles 2004). Examples are the financial sector, healthcare services, and software development. They are characterized by a high share of time spent on information processing during the service provision. Services also exhibit a large customer contact intensity and/or physical transformation intensity, depending on whether services are provided to the customer or the customer's property (Apte et al. 1999). These attributes, together with the classical features of services, i.e., intangibility, simultaneity, heterogeneity, and perishability (Zeithaml et al. 1985), offer an even larger number of ways AI can support, enhance, and transform services.

Research on AI and AI-based applications has increased significantly during the last years and so have studies on AI in the service sector. Being still an emerging field in IS research, AI is discussed in a multitude of application contexts and algorithms. Likewise, AI research takes place on the basis of all available research methodologies. Several literature review papers have responded to the increasing need to gain a comprehensive understanding of AI in the affected application contexts by elaborating conceptual frameworks and research agendas, such as in the domains of healthcare (Yoon/Lee 2019), supply chain risk management (Baryannis et al. 2019), the public sector (de Sousa et al. 2019), or industrial marketing (Martínez-López/Casillas 2013). Despite the rapidly growing body of research, systematic overviews on the state of the art of AI in the service sector, especially in business-to-consumer settings are rare. Some publications address specific areas such as the hospitality industry (Chi et al. 2020), frontline services (De Keyser et al. 2019) or specific AI applications (Villarroel Ordenes/Zhang 2019; Coombs et al. 2020). There are two literature reviews on AI in the service context that specifically investigate the capabilities of AI on various intelligence levels to conduct service tasks and hence influence customer interaction (Huang/Rust 2018) as well as potentially threaten service jobs by replacing human labor (Huang/Rust 2020).

The goal of the chapter at hand is a timely provision of the state of the art of scholarly research on AI in the business-to-consumer service sector in general based on a systematic review of the literature. This exploratory approach allows to gain insights into the current debate on AI in this industry by addressing *three research questions*:

- (1) What is the role of AI in services in scholarly research?

- (2) What specific AI algorithms and AI technologies have been studied in which service contexts?
- (3) What contributions have been provided to the research community?

In doing so, the chapter seeks to contribute to a further clarification of the variety of AI applications in the service sector and to highlight the transformative potentials and critical issues associated with this technology. For researchers, it aims to help identify a research agenda on AI in the service sector. For practitioners, it intends to provide an overview of the state of the art of AI research in terms of AI algorithms and technologies as well as their potentials and limitations in the investigated service contexts and industries.

The following section elaborates the conceptual background of AI and its linkages with AI applications in the service context. Section three documents the research methodology. Section four presents the results and their discussion by answering the respective research questions of the literature review. The key implications are summarized in section five.

2. Conceptual Background

AI is a comprehensive set of technologies that have in common that they exhibit certain aspects of human intelligence (Huang/Rust 2018). It is 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, p. 62) or, more specifically, “a technology-enabled system for evaluating real-time service scenarios using data collected from digital and/or physical sources in order to provide personalized recommendations, alternatives, and solutions to customers’ enquiries or problems, even very complex ones” (Xu et al. 2020, p. 2). AI impacts a large number of disciplines including computer science, mathematics and statistics, business, and psychology (Wang/Siau 2019). As a result, individual applications and IT artifacts that are based on AI are highly diverse and serve a multitude of purposes. The service sector is no exception to that.

To obtain a systematic understanding of the application of AI as well as the large variety of individual AI-based implementations, AI needs to be classified by its intellectual capabilities, its basic principles of intelligence generation, and its appropriateness for different application contexts. Due to the wide array of information processing capabilities of AI, its *application potentials* are extremely versatile. AI can be applied to many concrete hardware and software artifacts in a multitude of usage contexts. These applications are referred to as “AI technologies” (Chi et al. 2020) in this chapter. Examples of currently implemented AI technologies are chatbots (Luo et al. 2019), service robots (Paluch/Wirtz 2020), decision support systems (Lapide 2019), and Internet of Things (IoT) (Hodgkins 2020).

Literature that discusses the intellectual capabilities of AI provides several classification approaches. A common distinction is made between *weak and strong AI* (Wang/Siau 2019). Weak AI is characterized by a high efficiency and reliability in pre-determined tasks which do not require an understanding of the underlying phenomenon. On the other hand, strong AI includes more human-like dimensions of intelligence such as self-awareness and empathy which allow them to address more complex tasks with a higher degree of flexibility and adaptation to individual circumstances (Huang/Rust 2018). Some scholars identify intermediate steps between weak and strong AI by differentiating between AI whose capacities are below, equal to, and above the level of human beings (Kaplan/Haenlein 2019). AI in respect of services can be distinguished by *four levels of intelligence* (Huang/Rust 2018):

- (1) *Mechanical intelligence* enables a system to perform repeating routine tasks in a rule-based manner based on predetermined knowledge. Such systems have no features to adapt continually to changes, nor have they any learning abilities. Their strength is a highly consistent and predictable conduct of tasks, especially in settings with little variation. Examples are service robots and search engines.
- (2) *Analytical intelligence* is the ability to process information and learn from it based on information processing such as mathematical and statistical operations and logical reasoning. The learning process is based on algorithms that enable the system to learn iteratively from the analyzed data. In absence of consciousness, this level of intelligence is largely appropriate for highly structured, data-intensive, and consistent tasks. Typical AI systems on this level are based on machine learning.
- (3) *Intuitive intelligence* includes adjustment to novel conditions and a certain degree of creativity. A key and distinctive feature is the ability to understand the underlying problem. Intuitive intelligence enables a system to grasp the essence of a problem and conduct the assigned task with a clear focus on this essence instead of calculating all possible solutions. In contrary to the previous level, such systems are less likely to commit one error twice. Applications on this level offer personalization and can foster customer relationships.
- (4) *Empathetic intelligence* allows for the recognition and understanding of emotions. AI on this level is able to conduct communication and establish a relationship with human actors. The underlying ability to deal with emotions is the ability to “experience” things.

The ways the intelligence in an AI system is established are largely based on learning capabilities. In this respect, there are *three basic types of AI algorithms* that enable the learning processes (Kaplan/Haenlein 2019):

- (1) *Supervised learning* is based on the provision of labeled inputs and labeled outputs. The system learns to classify objects based on the provided labelling of the objects subject to classification. An application example is image classification.

- (2) In *unsupervised learning*, the system is provided with labeled inputs and unlabeled outputs. The system needs to recognize the unknown underlying pattern by itself. The output results from the conclusions made by the AI system so that its accuracy cannot be directly verified. An example is speech recognition.
- (3) *Reinforcement learning* includes a target output variable that needs to be optimized in a certain respect. It is provided with decision options. The system learns by identifying and making those decisions that lead to the desired optimization of the target variable. Application examples are decision support systems or recommender systems.

To map AI systems with different concrete application scenarios in services, the required *intellectual capabilities* of a system need to be identified so that an appropriate AI technology can be implemented. For example, if a service encounter with a customer requires a certain degree of empathy, the requirements for the respective AI call for a higher intellectual level and an advanced learning principle. Figure 1 displays how AI relates to the conduct of service tasks. The AI itself appears on various levels of intelligence based on different learning approaches and algorithms and is referred to as “AI algorithm” in this chapter. It is not visible to the customer, but forms the intellectual and informational basis of the application of AI, referred to as “AI technology”. This component is visible to the customer, either by interacting with him/her in the service encounter or resulting in a certain way the service is conducted (e.g., reduced waiting time).

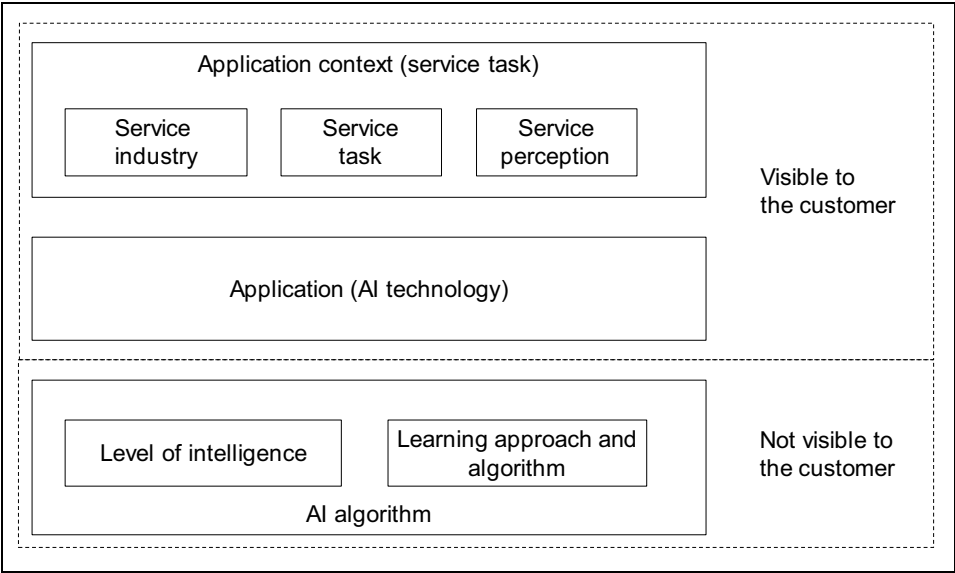


Figure 1: Artificial intelligence in services

3. Literature Review

3.1 Search Strategy

The literature review has been carried out by means of a *systematic keyword search*. For this purpose, first, a set of keywords has been defined to cover publications in the domains of AI and service. Two sets of keywords were used, one for AI and one for service, which were conjunctively combined with the Boolean operator AND (Prakash et al. 2017; Coombs et al. 2020). As for the database, we followed findings from scientometric research (Mongeon/Paul-Hus 2016) as well as recent literature review studies (e.g., Baryannis et al. 2019) and applied Scopus as the resource.

Next, we defined the following *search string* that is derived from reviewing recent literature review publications on AI (Baryannis et al. 2019; de Sousa et al. 2019): (TITLE-ABS-KEY ("artificial intelligence" OR "intelligent application" OR "intelligent information system") AND TITLE-ABS-KEY ("service" OR "services" OR "service sector")) AND (LIMIT-TO (DOCTYPE , "ar")) AND (LIMIT-TO (LANGUAGE , "English")) AND (LIMIT-TO (SUBJAREA , "SOC") OR LIMIT-TO (SUBJAREA , "BUS") OR LIMIT-TO (SUBJAREA , "DECI") OR LIMIT-TO (SUBJAREA , "ECON")).

3.2 Inclusion and Exclusion Criteria

The search resulted in 1,083 journal articles published between 1982 and 2020. Due to the dynamic development of the field, the time span of publications considered for this review has been restricted to the time period 2000 to 2020. Hence, 62 articles that were published prior to 2000 were excluded, reducing the sample to 1,021. Further, exclusion of articles that neither contain the search strings related to “AI” and “service” in the title, abstract, or keywords resulted in a sample of 945 articles.

To accommodate the focus on commercial service provision, in a next step papers were removed if they referred to the following non-business contexts: health/healthcare (82 articles), education (48 articles), library science (25 articles), and medical science (14 articles). The remaining 776 articles were first screened by reviewing their titles, abstracts, and keywords to identify and remove articles in which the term service refers to phenomena outside the context of interest, such as service in a technological sense (e.g., software-as-a-service, denial-of-service attacks). After this screening, further 670 articles were removed in two additional iterations. The first one based on a thorough examination of the titles, keywords, and abstracts. The second one based on the examination of the full texts. Articles that did not relate to the context of interest were removed in these rounds. They included studies on intra- and/or inter-organizational contexts (e.g., personnel recruitment, b2b transactions), non-commercial service contexts (e.g., legal services, weather forecast

service), and non-commercial governmental services as well as articles that mentioned “service”, “AI”, and/or related terms only as examples without further appearance in the article. The *final sample includes 106 articles* that relate to AI within the B2C service context. These articles were openly coded in respect of the three research questions to conduct the literature review at hand.

4. Results and Discussion

4.1 Research Question 1: The Role of AI in Service Research

The first question addresses how AI is reflected in the research objective. The analysis of this question revealed that there is no common approach towards the overall role of AI in services. Publications on AI can be assigned to two different groups: The first group consists of papers that address *specific AI algorithms*, i.e., they elaborate the functioning of AI itself in certain application contexts. This group of studies advances the development of AI algorithms and systems by pursuing a white box approach concerning AI. Many of these papers develop and evaluate novel AI-based approaches to solve service tasks. The second group comprises papers that concentrate on *AI technologies* in different application and interaction settings without examining the AI algorithms themselves, therefore pursuing a black box approach. The main focus of this group of publications lies in the identification and evaluation of reengineering the completion of service tasks and/or impacts of AI technologies on involved human beings, such as customers.

In the investigated articles, the role of AI can be divided into four different groups. The largest group of papers addresses the investigation of the *potentials of AI* within the service context. It consists of 42 papers. The majority of these publications are conceptual or include reviews of literature and point at ways AI-based attributes can contribute to an enhanced service provision. This group includes a sub-category of seven articles that conduct literature reviews on AI technologies in services or specific service settings. They predominantly address several AI technologies within different service contexts and industries. In the second group, the *development of AI algorithms and models* serves as the primary research goal. This orientation is found in 33 papers in the sample. These papers pursue a design science approach by elaborating different AI-based prototypes to address an improved provision of various services. The majority of this group (18 papers) include an evaluation of the proposed AI models. The third dominating role of AI consists of the analysis of *customer perceptions of AI technologies*. 27 papers fall into this category and base their insights largely on the collection of empirical data, either from surveys or experiments. The fourth and last group of studies is considerably smaller, it consists of four papers that investigate how *companies apply AI technologies* in a service context.

There is a large overlap between the identified groups and the understanding of AI. Whereas studies on AI development (second group) explicitly refer to specific AI algorithms, all other groups are dominated by a view on AI technologies without the disclosure of the underlying AI algorithm. Therefore, this distinction is maintained for the following analysis of specific AI algorithms and AI technologies and their respective service contexts.

4.2 Research Question 2: Specific AI Algorithms and Technologies and Their Service Contexts

To answer the second research question, the above-made distinction between articles that investigate and evaluate AI algorithms (white box) and papers that concentrate on AI technologies (black box) is maintained. Articles in the first group both refer to the AI algorithm and the respective interaction setting whereas articles in the second group usually do not outline any specific AI algorithms in detail. Starting with studies on AI algorithms, this section discusses the specific AI algorithms and technologies along the research goals that were identified in the previous section.

4.2.1 Studies on AI Algorithms

The articles in this category refer to machine learning, neural networks, text mining, evolutionary algorithms, agent-based simulation, argumentation theory, case-based reasoning, deep learning, genetic algorithms, heuristic content enrichment, hierarchical task network planning, integer programming optimization, and predictive modeling. With 12 papers, *machine learning* (supervised and unsupervised) are the most frequently applied AI algorithms, followed by *neural networks* with 5 papers. There are four major application contexts of these papers in the *service context*: improvement of service quality, analytics of service-relevant customer data, support of service-relevant customer decision making, and forecasting of the completion of the service task. A detailed overview of the studies in this area is provided in Figure 2.

Studies that deal with *improvement of service quality* draw on a wide spectrum of AI algorithms. The respective application contexts span across various service scenarios and industries. Some articles elaborate AI algorithms to optimize the provision of the service by considering data on the involved components and actors of the service provider as well as the involved customers. These studies consider improving service provision by supporting employees to carry out enhanced and more effective service operations, offering innovative additional service components, and an optimization of service offerings based on a higher customer personalization. Studies that refer to *analytics of customer data* largely draw on the development and evaluation of neural networks and machine learning approaches, among others. Within this context, several studies particularly contribute to

Application context	Specific service context	AI algorithm	Studies
Improvement of service quality with AI	Personalized search	Heuristic content enrichment system, simulated annealing algorithm for text analysis	Yang et al. 2000; Church/Smyth 2007
	Supporting service employees	Case-based reasoning cycle, machine learning	Graef et al. 2020; Henkel et al. 2020
	Identifying customer intentions	Artificial Intelligence Markup Language	Peng et al. 2016
	Optimization of product and service pricing	Evolutionary algorithms, neural networks	Shakya et al. 2010; Kar/Singh 2012
	Diagnosing companies' service innovation capabilities	Text mining	Kohler et al. 2014
	Optimization of transportation service	Machine learning, argumentation theory, genetic algorithm	Velaga et al. 2012; Nourinejad/Roorda 2015; Marković et al. 2016; Xu et al. 2016
	Routing solution in logistics	Evolutionary algorithm	Hu et al. 2015
	Quality and usability of spoken dialogue systems	Predictive modelling	Möller et al. 2008
	Verification of digital identity	Deep learning	Yang et al. 2020b
	Name replacement discovery in records	Machine learning	Tuarob et al. 2018
	Technical performance of IS-supported service provision	Machine learning, domain-aware text and association mining	Khare/Chougule 2012; Elapanda et al. 2020
	Performance evaluation of AI	Machine learning, text mining	Przegalinska et al. 2019; Lee/Shin 2020

Figure 2: Summary of studies on the development of AI algorithms

Application context	Specific service context	AI algorithm	Studies
Analytics of customer data	Predicting and identifying customer life-events and attributes	Predictive modelling, machine learning	Abbas et al. 2020; De Caigny et al. 2020
	Predicting customers' credit risk	Supervised machine learning	van Thiel/van Raaij 2019
	Identifying existence of term deposit account	Artificial neural networks, support vector machines, decision tree classification	Dağ 2019
	Simulating bank customers' satisfaction and its drivers	Artificial neural network	Zeinalizadeh et al. 2015; Ilie et al. 2017
	Prioritizing and quantifying customer needs	Supervised machine learning	Kühl et al. 2020
Customer decision making	Supporting itinerary planning	Nondominated sorting heuristic	Zheng et al. 2020
	Trust-building for customer interaction with intermediary	Semantic-web-based architecture	Pettenati et al. 2008
	Modeling of consumers' preferences and demand patterns	Agent-based simulation	Fikar et al. 2019
	Search tool incorporating usage context and user preferences	Hierarchical task network planning	Choi/Park 2012
	Recommendations on spatial data	Machine learning with inductive logic programming	Smole et al. 2011
Forecasting of service provision	Prediction of travel time reliability for road networks	Machine learning	Woodard et al. 2017
	Success potentials of a new type of service provision	Neural network combined with reasoning capabilities of fuzzy logic	Atsalakis et al. 2018

Figure 2: Summary of studies on the development of AI algorithms (continued)

services in the financial sector where AI algorithms are used to better predict or classify customers by financially relevant attributes. Studies on *customer decision making* seek to increase personalization in various recommendation settings including innovative search tools. Finally, *forecasting of service provision by AI* is addressed in two articles.

4.2.2 Studies on AI Technologies

The second group of studies draws on the analysis of *potentials* as well as *customer perceptions and company use of AI technologies* in different interaction settings. This group includes literature review papers on AI algorithms and technologies in service contexts. The most popular individually discussed AI technologies are chatbots (10 papers), service robots (10 papers), robo-advisors (4 papers), and digital assistants (3 papers). Further AI technologies comprise ambient intelligence, augmented reality, recommender systems, virtual agents, cyborgs, robotics in general, search tools, service automation tools, smart environments, socialbots, and voice emotion recognition which are discussed by one or two studies, respectively. Another 25 articles investigate several AI technologies simultaneously in single studies, for example by generally discussing their potentials in service provision. The papers on AI technologies have in common that the role of AI according to research question 1 covers all identified categories, except for AI development. Hence, the specific AI technologies are discussed along their overall role of AI within the studies.

Research on the *potentials and limitations of AI* is largely conceptual and frequently based on literature reviews and the development of conceptual frameworks. It addresses the way AI technologies can change the way services are conducted. In this respect, novel kinds of provided services as well as an improved or AI-enhanced provision of services and their impacts are discussed. In terms of service settings, studies on the provision of services in the tourism industry and the financial sector as well as general frontline services in different industries are addressed. Some articles also address critical and ethically relevant issues in AI technologies in services. Figure 3 summarizes the studies.

Sub-category	Specific service context	Studies
Research agendas on AI in services	Utilization of AI algorithms and technologies on different intelligence levels for service tasks that require different skill levels	Huang/Rust 2018; Coombs et al. 2020
	Potential threats to jobs conducted by human service agents by AI	Huang/Rust 2020
	Themes in research on AI in hospitality services	Chi et al. 2020

Figure 3: Summary of studies on the potentials and limitations of AI technologies

Sub-category	Specific service context	Studies
Research agendas on AI in services (continued)	Potentials of AI to enhance customer orientation and facilitate customer-induced service orchestration among several service providers	Alt et al. 2019
	Infusion of AI technologies in frontline service technology	De Keyser et al. 2019
	Potentials of text mining and image mining in frontline service technologies	Villarroel Ordenes/Zhang 2019
Improved interaction with customers	Necessary features of AI technologies	Riikkinen et al. 2018; Wirtz et al. 2018; Belanche et al. 2020; Sampson/Chase 2020; Singh et al. 2020
	Potentials for customer relationship management	Libai et al. 2020
	Troubleshooting capabilities in service encounters	Thorne 2017
	Facilitating customer co-creation of experiences	Buhalis/Sinarta 2019
	Combining searching tools with touristic experience sharing	Ferràs et al. 2020
Supporting decision-making by customers	Supporting travel and itinerary planning and enhancing the provision of personalized offerings	Ferràs et al. 2020; Javed Mehedi Shamrat et al. 2020; Renjith et al. 2020; Samala et al. 2020
	Helping travelers with orientation	Mayer 2019
	Customers' decision making in the financial sector	Shanmuganathan 2020
	Smart environments in the tourism sector	Buhalis et al. 2019

Figure 3: Summary of studies on the potentials and limitations of AI technologies (continued)

Sub-category	Specific service context	Studies
Impacts on business processes	New business opportunities in tourism and finance	Fourie/Bennett 2019; Tussyadiah 2020
	Disruptions and changes of business processes	Mulvey 2017; Pacciani 2018; Go et al. 2020; Palmié et al. 2020
	Improvement of the service quality for the operator	Hsiao/Chang 2019; Wirtz 2019
	Negative impacts on business value	Canhoto/Clear 2020
	Convergence of products and services	Kim 2019
Analytics of customer data	Business opportunities and value creation for companies	Miles/Walker 2006; Dhote et al. 2020; Parvez 2020
	Critical and ethically relevant aspects of analytics	West 2019; Mogaji et al. 2020
Ethical implications	Gender and race bias and race bias in AI technology design	Gustavsson 2005; Lui/Lamb 2018
	Cyborgs in frontline services	Garry/Harwood 2019

Figure 3: Summary of studies on the potentials and limitations of AI technologies (continued)

Studies on customer perceptions of AI

Since AI technologies in service provision are directly observable by the involved customers, a large body of studies addresses this research issue by conducting surveys, experimental research, or content analysis. These studies are either done within service provision processes in general, or various service provision settings in the tourism and financial industry. The studies on customer perceptions of AI are summarized in Figure 4.

Sub-category	Specific service context	Studies
Impact of AI on customers' behavioral intention	Customers' willingness to use robots in tourism services	Lin et al. 2019; Lu et al. 2019; de Kervenoael et al. 2020
	Robo-advisors in the financial sector	Belanche et al. 2019
	Customers' willingness to use chatbots in transportation	Kuberkar/Singhal 2020
	General willingness of customers to use AI technologies in service contexts	Gursoy et al. 2019; Sanny et al. 2020

Figure 4: Summary of studies on the customer perceptions of AI technologies

Sub-category	Specific service context	Studies
Antecedents of usage intention (attitude, satisfaction, and/or trust)	In the tourism sector	Park 2020; Prentice et al. 2020
	In the retail sector	Adam et al. 2020; Moriuchi et al. 2020
	In the financial sector	Klaus/Zaichkowsky 2020
Evaluation of AI technologies by customers	Customers' perception of the service encounter and quality assessment	Manser Payne et al. 2018; Choi et al. 2019; Trivedi 2019; Wilson-Nash et al. 2020
	Comparison between human and AI-based service agents	Robinson et al. 2019; Prentice/Nguyen 2020; Söderlund 2020; Xu et al. 2020
	Emotional support of AI	Gelbrich et al. 2020
	Service failure of AI	Huang/Philp 2020
	Augmented Reality features	Gäthke 2020
	Specific interaction patterns	Königstorfer/Thalmann 2020
Personal characteristics of customers	Customers' culture	Choi et al. 2020
	Personal bias against human-like AI technologies	Schmitt 2020

Figure 4: Summary of studies on the customer perceptions of AI technologies (continued)

The remaining studies concentrate on the application of AI technologies by companies. This group is the smallest in the sample and summarized in Figure 5.

Service context	Study
Companies' AI implementation approaches	Balmer et al. 2020; Yang et al. 2020a
Effectiveness of AI-based automation in service processes	Meyer et al. 2020
Companies' understanding of AI-induced benefits	Leung 2019; Prem 2019

Figure 5: Summary of studies on companies' implementation of AI technologies

4.3 Research Question 3: Contributions

The analysis of findings reveals various types of contributions which can be distinguished into several major areas. First, the group of seven *literature review* papers provides systematic overviews of AI technologies and their implications for different service settings. These studies contribute to a clarification of the complex interrelations between a multitude of AI technology and service settings at various levels and, based on developed conceptual frameworks, elaborate research agendas on AI in the service context. Second, studies have elaborated *innovative concepts of service provision* that can be changed or enhanced through AI algorithms and technologies. These studies either elaborate conceptual frameworks and scenarios of novel services or discuss substantial improvements of the provision of services that outperform traditional service workflows. Articles that address developments of AI algorithms contribute new prototypes for AI-based service provision. A third stream of research sheds light on *customer perceptions, acceptance and adoption of AI technologies, and antecedents of those*. The majority of these papers pursues empirical data collection, e.g., by conducting consumer surveys. In this context, some articles also address customers’ comparisons between human and AI-based service agents as well as outcomes of AI-supported customer interactions. A fourth category of findings relates to the *service provider’s viewpoint*. In this context, several studies address business benefits of AI applications as well as potentials that can be obtained from enhanced customer insights based on AI-supported customer data analytics. The last category of findings contributes to implications of *AI application in a larger context* by either elaborating the potentials of AI to transform service industries or pointing at ethically and/or legally challenging aspects within the wide application areas of AI. Figure 6 summarizes the findings along these categories.

Main contribution	Specific service context	Findings
Innovative service concepts	Customer interaction	Proposals of innovative services with customized, value-creating offerings to customers, requirements, and key dimensions of frontline service designs
	Customer decision support	Context- and customer-specific recommendations, real-time decision support, customer communication
	Service quality improvement	Solutions for enhanced services in different application contexts (e.g., logistics, problem resolution)
	AI adoption by companies	AI application for mechanical, thinking, and feeling tasks in services, AI-based automation proposals

Figure 6: Summary of the findings of the studies on companies’ implementation of AI technologies

Main contribution	Specific service context	Findings
AI outperforming traditional service provision	Customer interaction	AI outperforms in effectiveness of customer problem resolution and identification of customer intentions
	Customer decision support	AI outperforms in recommendation generation and service reservations
	Service quality improvement	AI outperforms in search tools, transportation services, spoken dialogue systems
	Customer data analytics	AI outperforms in customer data analytics including RFM analysis, prediction of credit risk, deposit account status, personalized communication
Prototype development	Customer decision support	Solution for trust-building tool
	Service quality improvement	Solutions for innovative services, trusting tools, information transparency, personalization, problem detection
Service performance measurement tools	Service quality improvement	Performance measurement of AI-supported services, service performance forecasts, preventive and corrective solutions
Drivers of customers' AI acceptance and behavioral intention	Customer interaction	Identification of adoption and usage intention including inner states (attitude, perceived risk, familiarity, subjective norm, satisfaction, trust, privacy concerns, intrinsic motivation, social influence, hedonic motivation, performance and effort expectancy, emotions, perceived usefulness, perceived ease of use, own effort), situational factors (facilitating condition, employee effort), and AI technologies' attributes (anthropomorphism)
	Customer decision support	Performance and effort expectancy, social influence, facilitating conditions, trust, anthropomorphism
	Service quality improvement	Satisfaction through complexity reduction in services

Figure 6: Summary of the findings of the studies on companies' implementation of AI technologies (continued)

Main contribution	Specific service context	Findings
Comparison between human and AI-based service agents	Customer interaction	Preference for AI-based agent dependent on task complexity and customer age, strengths of human service agents, need for human touch, impact of AI on emotion regulation and employees' well-being
	Service quality improvement	Less negative WOM in AI failures than humans
Outcomes of AI-based customer interaction	Customer interaction	Customer responses to AI attributes, AI service success and failure, increased customer performance in service provision
Business benefits	Customer interaction	Cost-saving potentials
	Customer decision support	Better delivery service and logistics performance
	AI usage by companies	Better returns policies, lower leftover and shortage risk, service design optimization
New customer insights	Customer data analytics	Identification of service relevant customer attributes such as credit risk, enabler for personalized and customized service provision, identification of satisfaction drivers and relevant service features
	AI usage by companies	Enabling of personalized services bundles
Company adoption/competence	AI usage by companies	Companies lacking knowledge of AI potentials, heterogeneity of AI implementation by companies, lacking clarity about specific AI business models and specific management approaches in practice
Transformative potentials of AI	Customer interaction	Disruption through extra-sensory experiences, hyper-personalized experiences and beyond-automation experiences
	Service quality improvement	Contributions of AI to beneficial and sustainable business processes, industry innovation, paradigm shifts in management
Ethical issues	Customer interaction	Ethical implications of robot-delivered services, gender and race bias, and cyborgian applications
	Customer data analytics	Surveillance and conditions of vulnerable customers

Figure 6: Summary of the findings of the studies on companies' implementation of AI technologies (continued)

5. Conclusion

The systematic literature review in this chapter highlights the high degree of *complexity of AI applications in business-to-consumer service sectors*. The body of literature on AI is constantly growing which is reflected in the publication dates of the investigated articles. Among 106 articles, 50 appeared alone in 2020, 25 in 2019, and 31 within the 18-years period between 2000 and 2018. Therefore, we can expect a further increase of insights into AI applications in services which stresses the need for a clear research agenda.

Based on the analysis of the articles, *four relevant areas* have been identified that call for further attention in conceptual, design science and empirical research. These areas are the following:

- (1) The heterogeneity of the understandings of AI as well as a more implicit than explicit distinction between AI algorithms and AI technologies highlights the need for further conceptual work to establish a *common framework of AI*. Research on the development of frameworks, taxonomies, and archetypes of AI applications in service settings is necessary for a shared approach and a systematic research agenda in an area whose complexity and variety are expected to increase further.
- (2) The interplay between growing AI capabilities and facilitated service designs makes it necessary to examine implications for affected stakeholders. In this respect, research that addresses *ethical, social, and legal aspects* of AI-based service provision is of utmost importance. Issues such as digital divide, privacy concerns, elimination of jobs for human workers, and customer empowerment need to be addressed to a larger extent to allow for appropriate future service designs supported and completed by AI.
- (3) The role of AI in services also needs to be examined to a larger extent through a *managerial viewpoint*. The group of studies in the sample that address the way service providers use AI for service conduct is very small compared to other themes. More research on required managerial skills, organizational readiness, and competitive advantages in respect of AI application in services is required to provide service companies with timely recommendations and managerial implications.
- (4) Finally, specifically relating to the service sector, we currently observe a strong focus on the financial industry as well as the tourism and hospitality sector, complemented with studies on transportation and retailing. *Other service sectors*, especially ones which are characterized by fragmented markets (e.g., gastronomy, personal care services) are underrepresented in the current academic debate but may benefit from research that addresses industry-specific service components and particularities.

References

- Abbas, Z./Merbis, R./Motruk, A. (2020): Leveraging Machine Learning to Deepen Customer Insight, in: *Applied Marketing Analytics*, Vol. 5, No. 4, pp. 304-311.
- Adam, M./Wessel, M./Benlian, A. (2020): AI-Based Chatbots in Customer Service and Their Effects on User Compliance, in: *Electronic Markets*, Forthcoming, pp. 1-19.
- Alt, R./Ehmke, J.F./Haux, R./Henke, T./Mattfeld, D.C./Oberweis, A./Paech, B./Winter, A. (2019): Towards Customer-Induced Service Orchestration – Requirements for the Next Step of Customer Orientation, in: *Electronic Markets*, Vol. 29, No. 1, pp. 79-91.
- Apte, U.M./Beath, C.M./Goh, C.H. (1999): An Analysis of the Production Line Versus the Case Manager Approach to Information Intensive Services, in: *Decision Sciences*, Vol. 30, No. 4, pp. 1105-1129.
- Atsalakis, G.S./Atsalaki, I.G./Zopounidis, C. (2018): Forecasting the Success of a New Tourism Service by a Neuro-Fuzzy Technique, in: *European Journal of Operational Research*, Vol. 268, No. 2, pp. 716-727.
- Balmer, R.E./Levin, S.L./Schmidt, S. (2020): Artificial Intelligence Applications in Telecommunications and Other Network Industries, in: *Telecommunications Policy*, Vol. 44, No. 6, pp. 271-291.
- Baryannis, G./Validi, S./Danib, S./Antoniou, G. (2019): Supply Chain Risk Management and Artificial Intelligence – State of the Art and Future Research Directions, in: *International Journal of Production Research*, Vol. 57, No. 7, pp. 2179-2202.
- Belanche, D./Casaló, L.V./Flavián, C. (2019): Artificial Intelligence in Fintech – Understanding Robo-Advisors Adoption among Customers, in: *Industrial Management and Data Systems*, Vol. 119, No. 7, pp. 1411-1430.
- Belanche, D./Casaló, L.V./Flavián, C./Schepers, J. (2020): Service Robot Implementation – A Theoretical Framework and Research Agenda, in: *Service Industries Journal*, Vol. 40, No. 3-4, pp. 203-225.
- Buhalis, D./Harwood, T./Bogicevic, V./Viglia, G./Beldona, S./Hofacker, C. (2019): Technological Disruptions in Services – Lessons from Tourism and Hospitality, in: *Journal of Service Management*, Vol. 30, No. 4, pp. 484-506.
- Buhalis, D./Sinarta, Y. (2019): Real-Time Co-Creation and Nowness Service – Lessons from Tourism and Hospitality, in: *Journal of Travel and Tourism Marketing*, Vol. 36, No. 5, pp. 563-582.
- Canhoto, A.I./Clear, F. (2020): Artificial Intelligence and Machine Learning as Business Tools – A Framework for Diagnosing Value Destruction Potential, in: *Business Horizons*, Vol. 63, No. 2, pp. 183-193.

- Chi, O.H./Denton, G./Dogan, G. (2020): Artificially Intelligent Device Use in Service Delivery – A Systematic Review, Synthesis, and Research Agenda, in: *Journal of Hospitality Marketing and Management*, Vol. 29, No. 7, pp. 757-786.
- Choi, J.H./Park, Y.T. (2012): Mobile Planner for Proactive Service Composition, in: *Advanced Science Letters*, Vol. 9, No. 1, pp. 665-670.
- Choi, Y./Choi, M./Oh, M./Kim, S. (2019): Service Robots in Hotels – Understanding the Service Quality Perceptions of Human-Robot Interaction, in: *Journal of Hospitality Marketing and Management*, Vol. 29, No. 6, pp. 613-635.
- Choi, Y./Oh, M./Choi, M./Kim, S. (2020): Exploring the Influence of Culture on Tourist Experiences with Robots in Service Delivery Environment, in: *Current Issues in Tourism*, Forthcoming, pp. 1-17.
- Church, K./Smyth, B. (2007): Improving Mobile Search Using Content Enrichment, in: *Artificial Intelligence Review*, Vol. 28, No. 1, pp. 87-102.
- Coombs, C./Hislop, D./Taneva, S.K./Barnard, S. (2020): The Strategic Impacts of Intelligent Automation for Knowledge and Service Work – An Interdisciplinary Review, in: *Journal of Strategic Information Systems*, Forthcoming, pp. 1-30.
- Dağ, Ö.H.N. (2019): Predicting the Success of Ensemble Algorithms in the Banking Sector, in: *International Journal of Business Analytics*, Vol. 6, No. 4, pp. 12-31.
- De Caigny, A./Coussement, K./De Bock, K.W. (2020): Leveraging Fine-Grained Transaction Data for Customer Life Event Predictions, in: *Decision Support Systems*, Vol. 130, No. 1, pp. 1-12.
- de Kervenoael, R./Hasan, R./Schwob, A./Goh, E. (2020): Leveraging Human-Robot Interaction in Hospitality Services – Incorporating the Role of Perceived Value, Empathy, and Information Sharing into Visitors' Intentions to Use Social Robots, in: *Tourism Management*, Vol. 78, No. 6, pp. 1-15.
- De Keyser, A./Köcher, S./Alkire, L./Verbeeck, C./Kandampully, J. (2019): Frontline Service Technology Infusion – Conceptual Archetypes and Future Research Directions, in: *Journal of Service Management*, Vol. 30, No. 1, pp. 156-183.
- de Sousa, W.G./Pereira de Melo, E.R./De Souza Bermejo, P.H./Sousa Farias, R.A./Gomes, A.O. (2019): How and Where Is Artificial Intelligence in the Public Sector Going? – A Literature Review and Research Agenda, in: *Government Information Quarterly*, Vol. 36, No. 4, pp. 1-14.
- Dhote, T./Pathak, P./Kulkarni, P. (2020): Coping with the Challenges Posed by Gafa and Other Digital Disruptors – Can Advanced Technologies Help the Banking Sector?, in: *International Journal of Scientific and Technology Research*, Vol. 9, No. 2, pp. 2196-2199.

- Elapanda, S./Adinarayana Rao, U.V./Sravan Kumar, E. (2020): Application of Artificial Intelligence in Improving Operational Efficiency in Telecom Industry, in: *International Journal on Emerging Technologies*, Vol. 11, No. 3, pp. 65-69.
- Ferràs, X./Hitchen, E.L./Tarrats-Pons, E./Arimany-Serrat, N. (2020): Smart Tourism Empowered by Artificial Intelligence – The Case of Lanzarote, in: *Journal of Cases on Information Technology*, Vol. 22, No. 1, pp. 1-13.
- Fikar, C./Mild, A./Waitz, M. (2019): Facilitating Consumer Preferences and Product Shelf Life Data in the Design of E-Grocery Deliveries, in: *European Journal of Operational Research*, Forthcoming, pp. 1-11.
- Fourie, L./Bennett, T.K. (2019): Super Intelligent Financial Services, in: *Journal of Payments Strategy and Systems*, Vol. 13, No. 2, pp. 151-164.
- Garry, T./Harwood, T. (2019): Cyborgs as Frontline Service Employees – A Research Agenda, in: *Journal of Service Theory and Practice*, Vol. 29, No. 4, pp. 415-437.
- Gäthke, J. (2020): The Impact of Augmented Reality on Overall Service Satisfaction in Elaborate Servicescapes, in: *Journal of Service Management*, Vol. 31, No. 2, pp. 227-246.
- Gelbrich, K./Hagel, J./Orsingher, C. (2020): Emotional Support from a Digital Assistant in Technology-Mediated Services – Effects on Customer Satisfaction and Behavioral Persistence, in: *International Journal of Research in Marketing*, Forthcoming, pp. 1-18.
- Go, E.J./Moon, J./Kim, J. (2020): Analysis of the Current and Future of the Artificial Intelligence in Financial Industry with Big Data Techniques, in: *Global Business and Finance Review*, Vol. 25, No. 1, pp. 102-117.
- Graef, R./Klier, M./Kluge, K./Zolitschka, J.F. (2020): Human-Machine Collaboration in Online Customer Service – A Long-Term Feedback-Based Approach, in: *Electronic Markets*, Forthcoming, pp. 1-23.
- Gursoy, D./Chi, O.H./Lu, L./Nunkoo, R. (2019): Consumers Acceptance of Artificially Intelligent (AI) Device Use in Service Delivery, in: *International Journal of Information Management*, Vol. 49, No. 6, pp. 157-169.
- Gustavsson, E. (2005): Virtual Servants – Stereotyping Female Front-Office Employees on the Internet, in: *Gender, Work and Organization*, Vol. 12, No. 5, pp. 400-419.
- Henkel, A.P./Bromuri, S./Iren, D./Urovi, V. (2020): Half Human, Half Machine – Augmenting Service Employees with AI for Interpersonal Emotion Regulation, in: *Journal of Service Management*, Vol. 31, No. 2, pp. 247-265.

- Hodgkins, S. (2020): Cyber-Physical Production Networks – Artificial Intelligence Data-Driven Internet of Things Systems, Smart Manufacturing Technologies, and Real-Time Process Monitoring, in: *Journal of Self-Governance and Management Economics*, Vol. 8, No. 1, pp. 144-120.
- Hsiao, W.H./Chang, T.S. (2019): Exploring the Opportunity of Digital Voice Assistants in the Logistics and Transportation Industry, in: *Journal of Enterprise Information Management*, Vol. 32, No. 6, pp. 1034-1050.
- Hu, Z.H./Wei, C./Yu, X.K. (2015): Apparel Distribution with Uncertain Try-on Time by Evolutionary Algorithm, in: *International Journal of Clothing Science and Technology*, Vol. 27, No. 1, pp. 75-90.
- Huang, B./Philp, M. (2020): When AI-Based Services Fail – Examining the Effect of the Self-AI Connection on Willingness to Share Negative Word-of-Mouth after Service Failures, in: *Service Industries Journal*, Forthcoming, pp. 1-23.
- Huang, M.H./Rust, R.T. (2018): Artificial Intelligence in Service, in: *Journal of Service Research*, Vol. 21, No. 2, pp. 155-172.
- Huang, M.H./Rust, R.T. (2020): Engaged to a Robot? The Role of AI in Service, in: *Journal of Service Research*, Forthcoming, pp 1-12.
- Iiie, M./Moraru, A.D./Ghita-Mitrescu, S. (2017): The Hierarchical Determination of Customer Satisfaction with Banking Services Using an Artificial Neural Network, in: *Transformations in Business and Economics*, Vol. 16, No. 2A, pp. 401-420.
- Javed Mehedi Shamrat, F.M./Sazzadur Rahman, A.K.M./Tasnim, Z./Hossain, S.A. (2020): An Offline and Online-Based Android Application “Travelhelp” to Assist the Travelers Visually and Verbally for Outing, in: *International Journal of Scientific and Technology Research*, Vol. 9, No. 1, pp. 1270-1277.
- 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, in: *Business Horizons*, Vol. 62, No. 1, pp. 15-25.
- Kar, A.K./Singh, P. (2012): A Model for Bundling Mobile Value Added Services Using Neural Networks, in: *International Journal of Applied Decision Sciences*, Vol. 5, No. 1, pp. 47-63.
- Khare, V.R./Chougule, R. (2012): Decision Support for Improved Service Effectiveness Using Domain Aware Text Mining, in: *Knowledge-Based Systems*, Vol. 33, No. 1, pp. 29-40.
- Kim, G.M. (2019): A Study on Convergence Design Using Information and Communication Technology, in: *International Journal of Recent Technology and Engineering*, Vol. 7, No. 6, pp. 1321-1326.

- Klaus, P./Zaichkowsky, J. (2020): AI Voice Bots – A Services Marketing Research Agenda, in: *Journal of Services Marketing*, Vol. 34, No. 3, pp. 389-398.
- Kohler, M./Feldmann, N./Kimbrough, S.O./Fromm, H. (2014): Service Innovation Analytics – Leveraging Existing Unstructured Data to Assess Service Innovation Capability, in: *International Journal of Information System Modeling and Design*, Vol. 5, No. 2, pp. 1-21.
- Königstorfer, F./Thalmann, S. (2020): Applications of Artificial Intelligence in Commercial Banks – A Research Agenda for Behavioral Finance, in: *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, Vol. 27, No. 1, pp. 1-15.
- Kuberkar, S./Singhal, T.K. (2020): Factors Influencing Adoption Intention of AI Powered Chatbot for Public Transport Services within a Smart City, in: *International Journal on Emerging Technologies*, Vol. 11, No. 3, pp. 948-958.
- Kühl, N./Mühlthaler, M./Goutier, M. (2020): Supporting Customer-Oriented Marketing with Artificial Intelligence – Automatically Quantifying Customer Needs from Social Media, in: *Electronic Markets*, Vol. 30, No. 2, pp. 351-367.
- Lapide, L. (2019): Artificial Intelligence – Decision Maker or Supporter?, in: *Journal of Business Forecasting*, Vol. 38, No. 4, pp. 21-23.
- Lee, I./Shin, Y.J. (2020): Machine Learning for Enterprises – Applications, Algorithm Selection, and Challenges, in: *Business Horizons*, Vol. 63, No. 2, pp. 157-170.
- Leung, R. (2019): Smart Hospitality – Taiwan Hotel Stakeholder Perspectives, in: *Tourism Review*, Vol. 74, No. 1, pp. 50-62.
- Libai, B./Bart, Y./Gensler, S./Hofacker, C.F./Kaplan, A./Kötterheinrich, K./Kroll, E.B. (2020): Brave New World? On AI and the Management of Customer Relationships, in: *Journal of Interactive Marketing*, Vol. 51, No. 8, pp. 44-56.
- Lin, H./Chi, O.H./Gursoy, D. (2019): Antecedents of Customers' Acceptance of Artificially Intelligent Robotic Device Use in Hospitality Services, in: *Journal of Hospitality Marketing and Management*, Vol. 29, No. 5, pp. 530-549.
- Lu, L./Cai, R./Gursoy, D. (2019): Developing and Validating a Service Robot Integration Willingness Scale, in: *International Journal of Hospitality Management*, Vol. 80, No. 1, pp. 36-51.
- Lui, A./Lamb, G.W. (2018): Artificial Intelligence and Augmented Intelligence Collaboration – Regaining Trust and Confidence in the Financial Sector, in: *Information and Communications Technology Law*, Vol. 27, No. 3, pp. 267-283.
- Luo, X./Tong, S./Fang, Z./Qu, Z. (2019): Frontiers: Machines vs. Humans – The Impact of Artificial Intelligence Chatbot Disclosure on Customer Purchases, in: *Marketing Science*, Vol. 38, No. 6, pp. 937-947.

- Manser Payne, E./Peltier, J.W./Barger, V.A. (2018): Mobile Banking and AI-Enabled Mobile Banking – The Differential Effects of Technological and Non-Technological Factors on Digital Natives' Perceptions and Behavior, in: *Journal of Research in Interactive Marketing*, Vol. 12, No. 3, pp. 328-346.
- Marković, N./Kim, M.E./Schonfeld, P. (2016): Statistical and Machine Learning Approach for Planning Dial-a-Ride Systems, in: *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Vol. 89, No. 1, pp. 41-55.
- Martínez-López, F.J./Casillas, J. (2013): Artificial Intelligence-Based Systems Applied in Industrial Marketing – An Historical Overview, Current and Future Insights, in: *Industrial Marketing Management*, Vol. 42, No. 4, pp. 489-495.
- Mayer, C. (2019): Digital Passengers – A Great Divide or Emerging Opportunity?, in: *Journal of Airport Management*, Vol. 13, No. 4, pp. 335-344.
- Meyer, C./Cohen, D./Nair, S. (2020): From Automats to Algorithms – The Automation of Services Using Artificial Intelligence, in: *Journal of Service Management*, Vol. 31, No. 2, pp. 145-161.
- Miles, I. (2004): Innovation in Services, in: Fageberg, J./Moverly, D.C./Nelson, R.R. (Ed.): *The Oxford Handbook of Innovation*, Oxford, pp. 433-458.
- Miles, J.C./Walker, A.J. (2006): The Potential Application of Artificial Intelligence in Transport, in: *IEE Proceedings – Intelligent Transport Systems*, Vol. 153, No. 3, pp. 183-198.
- Mogaji, E./Soetan, T.O./Kieu, T.A. (2020): The Implications of Artificial Intelligence on the Digital Marketing of Financial Services to Vulnerable Customers, in: *Australasian Marketing Journal*, Forthcoming, pp. 1-8.
- Möller, S./Engelbrecht, K.P./Schleicher, R. (2008): Predicting the Quality and Usability of Spoken Dialogue Services, in: *Speech Communication*, Vol. 50, No. 8-9, pp. 730-744.
- Mongeon, P./Paul-Hus, A. (2016): The Journal Coverage of Web of Science and Scopus – A Comparative Analysis, in: *Scientometrics*, Vol. 106, No. 1, pp. 213-228.
- Moriuchi, E./Landers, V.M./Colton, D./Hair, N. (2020): Engagement with Chatbots Versus Augmented Reality Interactive Technology in E-Commerce, in: *Journal of Strategic Marketing*, Forthcoming, pp. 1-15.
- Mulvey, J.M. (2017): Machine Learning and Financial Planning, in: *IEEE Potentials*, Vol. 36, No. 6, pp. 8-13.
- Nourinejad, M./Roorda, M.J. (2015): Carsharing Operations Policies – A Comparison between One-Way and Two-Way Systems, in: *Transportation*, Vol. 42, No. 3, pp. 497-518.

- Pacciani, C. (2018): Rewiring the Risk Society – How Society Changes Will Reshape Financial Risk Management, in: *Journal of Risk Management in Financial Institutions*, Vol. 11, No. 2, pp. 96-108.
- Palmié, M./Wincent, J./Parida, V./Caglar, U. (2020): The Evolution of the Financial Technology Ecosystem – An Introduction and Agenda for Future Research on Disruptive Innovations in Ecosystems, in: *Technological Forecasting and Social Change*, Vol. 151, No. 2, pp. 1-36.
- Paluch, S./Wirtz, J. (2020): Artificial Intelligence and Robots in the Service Encounter, in: *Journal of Service Management Research*, Vol. 4, No. 1, pp. 3-8.
- Park, S. (2020): Multifaceted Trust in Tourism Service Robots, in: *Annals of Tourism Research*, Vol. 81, No. 3, pp. 1-12.
- Parvez, M.O. (2020): Use of Machine Learning Technology for Tourist and Organizational Services – High-Tech Innovation in the Hospitality Industry, in: *Journal of Tourism Futures*, Forthcoming, pp. 1-5.
- Peng, M./Qin, Y./Tang, C./Deng, X. (2016): An E-Commerce Customer Service Robot Based on Intention Recognition Model, in: *Journal of Electronic Commerce in Organizations*, Vol. 14, No. 1, pp. 34-44.
- Pettenati, M.C./Bussotti, P./Parlanti, D./Giuli, D. (2008): Trust-Enabling Decision Support System for E-Tourism Intermediation, in: *International Journal of Networking and Virtual Organisations*, Vol. 5, No. 3-4, pp. 275-299.
- Prakash, S./Soni, G./Rathore, A.P.S. (2017): A Critical Analysis of Supply Chain Risk Management Content – A Structured Literature Review, in: *Journal of Advances in Management Research*, Vol. 14, No. 1, pp. 69-90.
- Prem, E. (2019): Artificial Intelligence for Innovation in Austria, in: *Technology Innovation Management Review*, Vol. 9, No. 12, pp. 5-15.
- Prentice, C./Dominique Lopes, S./Wang, X. (2020): The Impact of Artificial Intelligence and Employee Service Quality on Customer Satisfaction and Loyalty, in: *Journal of Hospitality Marketing and Management*, Vol. 29, No. 7, pp. 739-756.
- Prentice, C./Nguyen, M. (2020): Engaging and Retaining Customers with AI and Employee Service, in: *Journal of Retailing and Consumer Services*, Vol. 56, No. 9, pp. 1-13.
- Przegalinska, A./Ciechanowski, L./Stroz, A./Gloor, P./Mazurek, G. (2019): In Bot We Trust – A New Methodology of Chatbot Performance Measures, in: *Business Horizons*, Vol. 62, No. 6, pp. 785-797.

- Renjith, S./Sreekumar, A./Jathavedan, M. (2020): An Extensive Study on the Evolution of Context-Aware Personalized Travel Recommender Systems, in: *Information Processing and Management*, Vol. 57, No. 1, pp. 1-19.
- Riikkinen, M./Saarijärvi, H./Sarlin, P./Lähteenmäki, I. (2018): Using Artificial Intelligence to Create Value in Insurance, in: *International Journal of Bank Marketing*, Vol. 36, No. 6, pp. 1145-1168.
- Robinson, S./Orsingher, C./Alkire, L./De Keyser, A./Giebelhausen, M./Papamichail, K.N./Shams, P./Temerak, M.S. (2019): Frontline Encounters of the AI Kind – An Evolved Service Encounter Framework, in: *Journal of Business Research*, Vol. 116, No. 8, pp. 366-376.
- Samala, N./Katkam, B.S./Bellamkonda, R.S./Rodriguez, R.V. (2020): Impact of AI and Robotics in the Tourism Sector – A Critical Insight, in: *Journal of Tourism Futures*, Forthcoming, pp. 1-15.
- Sampson, S.E./Chase, R.B. (2020): Customer Contact in a Digital World, in: *Journal of Service Management*, Vol. 31, No. 6, pp. 1061-1069.
- Sanny, L./Susastra, A.C./Roberts, C./Yusramdalen, R. (2020): The Analysis of Customer Satisfaction Factors Which Influence Chatbot Acceptance in Indonesia, in: *Management Science Letters*, Vol. 10, No. 6, pp. 1225-1232.
- Schmitt, B. (2020): Speciesism – An Obstacle to AI and Robot Adoption, in: *Marketing Letters*, Vol. 31, No. 1, pp. 3-6.
- Shakya, S./Chin, C.M./Owusu, G. (2010): An AI-Based System for Pricing Diverse Products and Services, in: *Knowledge-Based Systems*, Vol. 23, No. 4, pp. 357-362.
- Shanmuganathan, M. (2020): Behavioural Finance in an Era of Artificial Intelligence – Longitudinal Case Study of Robo-Advisors in Investment Decisions, in: *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, Vol. 27, No. 9, pp. 1-9.
- Singh, J./Nambisan, S./Bridge, R.G./Brock, J.K.U. (2020): One-Voice Strategy for Customer Engagement, in: *Journal of Service Research*, Vol. 24, No. 1, pp. 42-65.
- Smole, D./Čeh, M./Podobnikar, T. (2011): Evaluation of Inductive Logic Programming for Information Extraction from Natural Language Texts to Support Spatial Data Recommendation Services, in: *International Journal of Geographical Information Science*, Vol. 25, No. 11, pp. 1809-1827.
- Söderlund, M. (2020): Employee Encouragement of Self-Disclosure in the Service Encounter and Its Impact on Customer Satisfaction, in: *Journal of Retailing and Consumer Services*, Vol. 53, No. 1, pp. 1-9.
- Thorne, C. (2017): Chatbots for Troubleshooting – A Survey, in: *Language and Linguistics Compass*, Vol. 11, No. 10, pp. 1-14.

- Trivedi, J. (2019): Examining the Customer Experience of Using Banking Chatbots and Its Impact on Brand Love – The Moderating Role of Perceived Risk, in: *Journal of Internet Commerce*, Vol. 18, No. 1, pp. 91-111.
- Tuarob, S./Strong, R./Chandra, A./Tucker, C.S. (2018): Discovering Discontinuity in Big Financial Transaction Data, in: *ACM Transactions on Management Information Systems*, Vol. 9, No. 1, pp. 3.
- Tussyadiah, I. (2020): A Review of Research into Automation in Tourism – Launching the Annals of Tourism Research Curated Collection on Artificial Intelligence and Robotics in Tourism, in: *Annals of Tourism Research*, Vol. 81, No. 3, pp. 1-13.
- van Thiel, D./van Raaij, W.F.F. (2019): Artificial Intelligence Credit Risk Prediction – An Empirical Study of Analytical Artificial Intelligence Tools for Credit Risk Prediction in a Digital Era, in: *Journal of Risk Management in Financial Institutions*, Vol. 12, No. 3, pp. 268-286.
- Velaga, N.R./Rotstein, N.D./Oren, N./Nelson, J.D./Norman, T.J./Wright, S. (2012): Development of an Integrated Flexible Transport Systems Platform for Rural Areas Using Argumentation Theory, in: *Research in Transportation Business and Management*, Vol. 3, No. 1, pp. 62-70.
- Villarroel Ordenes, F./Zhang, S. (2019): From Words to Pixels – Text and Image Mining Methods for Service Research, in: *Journal of Service Management*, Vol. 30, No. 5, pp. 593-620.
- Wang, W./Siau, K. (2019): Artificial Intelligence, Machine Learning, Automation, Robotics, Future of Work and Future of Humanity – A Review and Research Agenda, in: *Journal of Database Management*, Vol. 30, No. 1, pp. 61-79.
- West, E. (2019): Amazon – Surveillance as a Service, in: *Surveillance and Society*, Vol. 17, No. 1, pp. 27-33.
- Wilson-Nash, C./Goode, A./Currie, A. (2020): Introducing the Socialbot – A Novel Touchpoint Along the Young Adult Customer Journey, in: *European Journal of Marketing*, Forthcoming, pp. 1-23.
- Wirtz, J. (2019): Organizational Ambidexterity – Cost-Effective Service Excellence, Service Robots, and Artificial Intelligence, in: *Organizational Dynamics*, Vol. 49, No. 3, pp. 1-10.
- Wirtz, J./Patterson, P.G./Kunz, W.H./Gruber, T./Lu, V.N./Paluch, S./Martins, A. (2018): Brave New World – Service Robots in the Frontline, in: *Journal of Service Management*, Vol. 29, No. 5, pp. 907-931.
- Woodard, D./Nogin, G./Koch, P./Racz, D./Goldszmidt, M./Horvitz, E. (2017): Predicting Travel Time Reliability Using Mobile Phone GPS Data, in: *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Vol. 75, No. 1, pp. 30-44.

- Xu, X./Li, K./Li, X. (2016): A Multi-Objective Subway Timetable Optimization Approach with Minimum Passenger Time and Energy Consumption, in: *Journal of Advanced Transportation*, Vol. 50, No. 1, pp. 69-95.
- Xu, Y./Shieh, C.H./van Esch, P./Ling, I.L. (2020): AI Customer Service – Task Complexity, Problem-Solving Ability, and Usage Intention, in: *Australasian Marketing Journal*, Forthcoming, pp. 1-11.
- Yang, C.C./Yen, J./Chen, H. (2000): Intelligent Internet Searching Agent Based on Hybrid Simulated Annealing, in: *Decision Support Systems*, Vol. 28, No. 3, pp. 269-277.
- Yang, G./Ji, G./Tan, K.H. (2020a): Impact of Artificial Intelligence Adoption on Online Returns Policies, in: *Annals of Operations Research*, Forthcoming, pp. 1-24.
- Yang, Y./Cooper, D./Collomosse, J./Dragan, C./Manulis, M./Briggs, J./Steane, J./Manohar, A./Moncur, W./Jones, H. (2020b): Tapestry – A De-Centralized Service for Trusted Interaction Online, in: *IEEE Transactions on Services Computing*, Forthcoming, pp. 1-14.
- Yoon, S.N./Lee, D.H. (2019): Artificial Intelligence and Robots in Healthcare – What Are the Success Factors for Technology-Based Service Encounters?, in: *International Journal of Healthcare Management*, Vol. 12, No. 3, pp. 218-225.
- Zeinalizadeh, N./Shojaie, A.A./Shariatmadari, M. (2015): Modeling and Analysis of Bank Customer Satisfaction Using Neural Networks Approach, in: *International Journal of Bank Marketing*, Vol. 33, No. 6, pp. 717-732.
- Zeithaml, V.A./Parasuraman, A./Berry, L.L. (1985): Problems and Strategies in Services Marketing, in: *Journal of Marketing Analytics*, Vol. 49, No. 2, pp. 33-46.
- Zheng, W./Liao, Z./Lin, Z. (2020): Navigating through the Complex Transport System – A Heuristic Approach for City Tourism Recommendation, in: *Tourism Management*, Vol. 81, No. 12, pp. 1-14.



Rolf Weiber und Julian Morgen

Autonomous Consumer Analysis

1. Der aktuelle KI-Hype und die Vision eines Autonomous Business
2. Wissensgenerierung durch Künstliche Intelligenz
 - 2.1 Zentrale Charakteristika und Lernformen von KI
 - 2.2 Datafizierung als Basis einer lernenden KI
 - 2.3 Big Data als Voraussetzungen für KI
3. Elemente einer Autonomous Consumer Analysis (ACA)
 - 3.1 Begriff der ACA und konstituierende Merkmale
 - 3.2 Konstruktion der ACA
 - 3.2.1 Predictive und Prescriptive Analytics als Nukleus der ACA
 - 3.2.2 Konstruktionslogik der ACA
 - 3.3 Unterschiede ACA und klassische Konsumentenanalyse
4. Änderungen in der Marketing-Konzeption durch ACA
 - 4.1 Änderungen in der Logik der Marktanalyse
 - 4.2 Änderungen in der Logik der Marktbearbeitung
5. Kritische Reflexion und Ausblick auf zukünftige Forschungsfelder zur ACA

Literaturverzeichnis

Univ.-Prof. Dr. *Rolf Weiber* ist Inhaber der Professur für Marketing, Innovation und E-Business an der Universität Trier. M. Eng. *Julian Morgen* ist Doktorand und wissenschaftlicher Mitarbeitender an der Professur für Marketing, Innovation und E-Business an der Universität Trier.

1. Der aktuelle KI-Hype und die Vision eines Autonomous Business

Wer einen Durchbruch bei der Entwicklung der Künstlichen Intelligenz (KI) erreicht, wird die Welt beherrschen, sagte Russlands Präsident Wladimir Putin bei einem Treffen mit Studierenden im Jahre 2017 und betonte, dass KI kolossale Chancen, aber auch Bedrohungen mit sich bringen würde (Associated Press News 2017). Drei Jahre später empfiehlt das deutsche Bundesministerium für Wirtschaft und Energie (2020a) mitten in der Corona-Pandemie 2020 den deutschen Unternehmen, die Krise zu nutzen, um sich Know-how zur KI anzueignen. Ziel sollte es dabei sein, KI vor allem in die Geschäftsmodelle der Unternehmen einzubauen. Dabei spricht das Bundesministerium alle Wirtschaftsbranchen gleichermaßen an, was deutlich zeigt, dass der KI ein sehr großes Optimierungspotenzial zugesprochen wird, das sich in nahezu allen Bereichen nutzen ließe. Dennoch hatten 2020 erst 5,8 Prozent der in einer Studie des Bundesministeriums befragten Unternehmen KI in ihren Unternehmensprozessen implementiert (Bundesministerium für Wirtschaft und Energie 2020b, S. 3). Daraus ergibt sich die Frage, weshalb bei der stark „gehypeten“ Technologie KI und dem hoch propagierten Potenzial, das durch konsequente Implementierung abzuschöpfen wäre, die Nutzung in deutschen Unternehmen derart zurückhaltend ist, dass es einer solchen Einföhrungsermutigung bedarf.

Nutzenstiftende KI ist auf eine sowohl quantitativ als auch qualitativ herausragende Datengrundlage angewiesen, womit KI in unmittelbarer Beziehung zu Big Data steht. Wird im Folgenden von KI gesprochen, so ist damit immer auch Big Data gemeint. Um die von KI geforderte Datengrundlage zu erreichen, müssen Unternehmen zum einen die heute vielfältig vorhandenen Datenquellen durch entsprechende Strategien der Datengewinnung erschließen und zum anderen neue Methoden der Datenanalyse zum Einsatz bringen. Gelingt das, so wird damit die Basis nicht nur für ein eigenständiges Lernen der KI, im Extremfall sogar ohne Zutun des Menschen (Unsupervised Learning), geschaffen, sondern die KI kann aus dem Erlernten auch Handlungen autonom vollziehen. Diese Vision hat die Gartner Group bereits 2016 dazu veranlasst, die Entwicklung hin zu einem „Autonomous Business“ anzukündigen (Bennett 2016). Diese Prognose stützen auch die aktuellen Technologietrends der Gartner Group für 2021, wie z. B. das Internet of Behaviors, Anywhere Operations, AI-Engineering oder die Hyperautomation (Gartner 2020b).

Mit Blick auf das Marketing bedeutet „Autonomous Business“, dass in Zukunft Leistungsangebote denkbar sind, die Kunden automatisch angeboten oder sogar direkt ohne Kaufauftrag geliefert werden. Ebenso können auch von im Kundenumfeld implementierten Technologien automatisch Käufe initiiert werden. Automatische und autonome Transaktionen sind aber nur denkbar, wenn sie mit einer „Autonomous Consumer Analysis“ (ACA)

gekoppelt sind, die ihrerseits wiederum den Einsatz der KI erfordert. Mit Hilfe der Erkenntnisse einer ACA können aus den in der Lebenswelt der Konsumenten erfassten Daten auf aktuelle Bedarfssituationen zugeschnittene Leistungsangebote konfiguriert und den Kunden angeboten oder auch direkt zur Verfügung gestellt werden. Damit sind auf diese Weise generierte Leistungsangebote letztendlich immer Dienstleistungen oder weisen zumindest Dienstleistungscharakter auf, da sie auf die spezifische Kundensituation abgestimmt sind (*Individualleistungen*) und Kunden auch bei der Ausführung der spezifischen Alltagsprozesse unterstützen können. Im letzteren Fall wird in Verbindung mit der Nutzung digitaler Technologien auch von Dienstleistungen 4.0 gesprochen (Bruhn/Hadwich 2017, S. 8ff.; Weiber et al. 2017, S. 69ff.; Mohr 2020, S. 159ff.).

Vor diesem Hintergrund verfolgt der vorliegende Beitrag das Ziel, zentrale Elemente einer ACA aufzuzeigen und daraus resultierende Konsequenzen für die Marketing-Konzeptionierung abzuleiten. Zu diesem Zweck wird zunächst gezeigt, welche Anforderungen eine KI insbesondere erfüllen muss, damit eine ACA möglich wird. Darauf aufbauend werden sodann die Funktionsweise einer ACA und deren Konstruktionsprinzipien beschrieben. Da eine ACA in der Konsequenz auch zu Veränderungen im Marketing-Ansatz führt, werden diese in Abschnitt 4 exemplarisch im Hinblick auf den klassischen Marketing-Konzeptionierungsprozess diskutiert. Der Beitrag schließt mit einer kritischen Reflexion der vorgetragenen Überlegungen und gibt dabei auch einen kurzen Ausblick auf weitere Forschungsbemühungen im Feld einer ACA.

2. Wissensgenerierung durch Künstliche Intelligenz

Die aktuelle und zukünftige Bedeutung der KI lässt sich sehr gut an den von der Gartner Group seit 1995 veröffentlichten „Hype-Cycle-for-Emerging-Technologies“ verdeutlichen, die jährlich auf die in Zukunft als *hoch innovativ eingeschätzten Technologien* mit deutlichem *Potenzial zur Erzielung von Wettbewerbsvorteilen* hinweisen. Der in Abbildung 1 dargestellte Hype Cycle 2020 lässt erkennen, dass KI zwar nicht als Einzeltechnologie aufgeführt wird, aber bereits jede fünfte Emerging Technology KI (bzw. AI: Artificial Intelligence) direkt im Namen trägt (vgl. schwarze Pfeile). Viele weitere aufgelistete Technologien sind im technologischen Umfeld von KI angesiedelt und profitieren direkt oder indirekt von KI (z. B. Data Fabric, 2-Way Brain Machine Interface, Self Supervised Learning), was klar die grundlegende Bedeutung der KI für die Märkte der Zukunft erkennen lässt.

Da eine ACA zwingend den Einsatz einer lernenden KI erfordert, werden im Folgenden zunächst die grundlegenden Lernkategorien der KI vorgestellt. Da Lernen bei der KI über Daten erfolgt, wird im zweiten Schritt die aktuelle Datafizierung der Welt, vor allem durch das Internet, aufgezeigt und mit dem Begriff „Big Data“ verbunden, der meist als Voraussetzung für KI genannt wird.

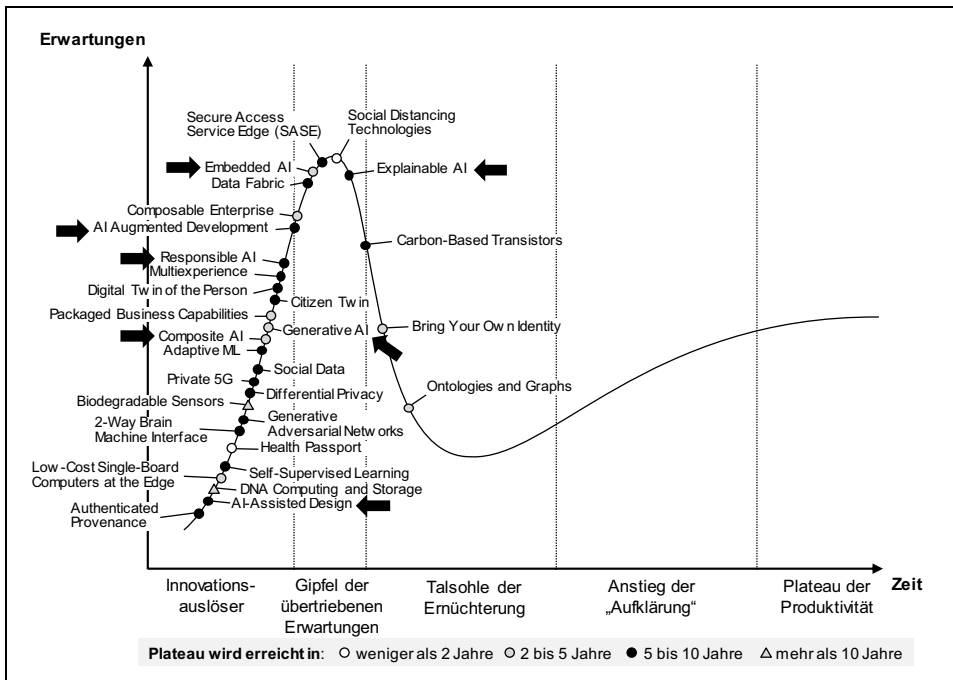


Abbildung 1: Gartner „Hype-Cycle-for-Emerging-Technologies“ 2020
(Quelle: in Anlehnung an Gartner 2020a)

2.1 Zentrale Charakteristika und Lernformen von KI

Das Verständnis und die Definitionen von KI sind in der Literatur sehr vielfältig und auch durch die unterschiedlichen Forschungsdisziplinen geprägt, die sich mit KI beschäftigen. Im Folgenden wird deshalb dem im Einführungsbeitrag zu diesem Buch dargelegten Verständnis von KI gefolgt. An dieser Stelle seien hier nur noch folgenden Charakteristika genannt, die vor allem für die nachfolgenden Überlegungen von Bedeutung sind (vgl. z. B. auch Ertel 2016, S. 1ff.; Alpaydin 2019, S. 3; Kreutzer/Sirrenberg 2019, S. 4; Joshi 2020, S. 4; Lee 2020, S. 20):

- KI ist ein *Computersystem*.
- KI verwendet *Algorithmen* zur Problemlösung.
- KI lernt auf der Basis *großer Datenmengen (Big Data)*, die sie in realen Kontexten generiert.
- KI kann selbstständig *lernen* und eigenständig Problemlösungen finden.
- KI kann gefundene Problemlösungen gegebenenfalls auch eigenständig in geeignete *Handlungen umsetzen* und damit *autonom* handeln.

Im Kern werden durch KI menschliche Wahrnehmungs- und Verstandesleistungen durch informationsverarbeitende Systeme operationalisiert und verfügbar gemacht. Aufgrund der obigen Charakteristika ist KI in der Lage, kognitive Aufgaben zu übernehmen, deren Lösung üblicherweise mit der menschlichen Intelligenz verbunden wird. Als generelles Ziel von KI kann deshalb auch die Entwicklung von Algorithmen für Problembereiche bezeichnet werden, die bislang nur von Menschen lösbar sind (Görz et al. 2021, S. 2). Weiterhin wird von KI aber nur dann gesprochen, wenn Anweisungen oder Ablaufschritte nicht vorab eindeutig festgelegt und programmiert wurden, sondern das System zu einem eigenständigen Lernen befähigt ist. Lernen ist deshalb ein wesentliches Charakteristikum der KI, durch das auch eine ACA erst möglich wird. Dabei wird meist eine Unterscheidung zwischen „maschinellern Lernen“ und „Deep Learning“ vorgenommen:

Maschinelles Lernen

Die Methoden der Theorie des maschinellen Lernens sind für den Aufbau künstlich intelligenter Systeme unerlässlich (Joshi 2020, S. 4f.). Zentrales Merkmal des maschinellen Lernens ist die Fähigkeit eines Computersystems, nach einem Lernprozess ein Verhalten zu zeigen, das nicht explizit programmiert wurde. Das Programm kann dabei auch zu einem völlig neuen Verhalten gelangen, dessen sich der Programmierer selbst gar nicht bewusst war. Da zur Lösung einer Aufgabe oft eine Vielzahl an Algorithmen geeignet sein kann, gilt es im Rahmen der KI auch, den effizientesten Algorithmus zu finden. Effizient ist ein Algorithmus dann, wenn er die kleinste Folge an Anweisungen aufweist oder den geringsten Speicherplatz benötigt (Alpaydin 2019, S. 2). Allerdings ist zu beachten, dass für viele, insbesondere komplexe Aufgaben, vorab oftmals keine Algorithmen existieren und diese durch KI erst eigenständig entwickelt (gelernt) werden. Die Entwicklung von solchen Algorithmen erfolgt dabei meist „verdeckt“, d. h. am Ende lässt sich der Lösungsweg durch den Menschen nicht mehr nachvollziehen. Entscheidend ist nur, dass der Algorithmus im Ergebnis zu einer höchstmöglichen „Trefferquote“ führt.

Deep Learning

Deep Learning umfasst eine Reihe unterschiedlicher Verfahren, wobei die Anwendung so genannter Künstlicher Neuronaler Netze (KNN) besonders hervorzuheben ist (Berthold et al. 2020, S. 292ff.; Ghavami 2020, S. 164). Den KNN dient das menschliche Gehirn als Vorlage für die erforderlichen Informationsverarbeitungsschritte (Backhaus et al. 2015, S. 296ff.; Beyerer et al. 2018, S. 180ff.; Richter 2019, S. 221ff.). Während das menschliche Gehirn auf der Basis von Erfahrungswerten aus der Vergangenheit lernt, ist es KNN und damit der KI nicht möglich, auf einen solchen individuellen *Erfahrungsschatz* zurückzugreifen. Da der KI der menschliche Erfahrungsfundus fehlt, muss dieser um eine umso breitere und qualitativ *hochwertige Datengrundlage* ersetzt werden.

Ein wesentliches Merkmal von KNN ist darin zu sehen, dass letztendlich der Lernprozess des KNN-Algorithmus im Hintergrund erfolgt und für den Anwender *verdeckt* (hidden) bleibt und damit für den Menschen auch nicht nachvollziehbar ist (siehe Abbildung 2). KNN liefern damit auch keine Erklärungen für ein Ergebnis, sondern messen die Ergebnisgüte „lediglich“ an der Wahrscheinlichkeit, mit der beobachtete Ergebnisdaten mit den durch das KNN vorhergesagten Daten übereinstimmen. KNN unterscheiden sich damit grundlegend von den in der Marketingwissenschaft weit verbreiteten Kausalanalysen (z. B. Regressionsanalyse, Strukturgleichungsanalysen), die primär dazu dienen, ein vorab meist theoretisch abgeleitetes Erklärungsmodell an empirischen Daten auf Gültigkeit zu überprüfen (Backhaus et al. 2021, Kap. 2; Weiber/Sarstedt 2021, Kap. 5).

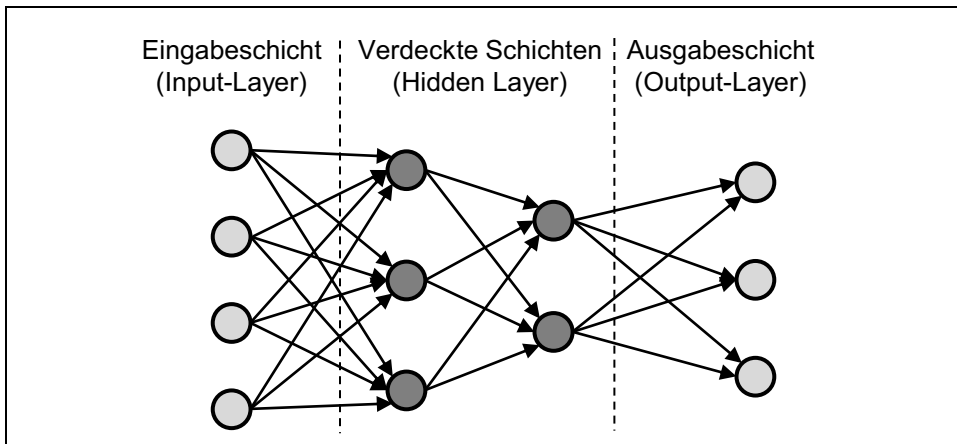


Abbildung 2: Grundstruktur eines Neuronalen Netzwerks
(Quelle: in Anlehnung an Backhaus et al. 2015, S. 299)

Ein zweites wichtiges Merkmal des Deep Learning auf der Basis von KNN ist die *automatisierte Merkmalsauswahl*, bei der ein KNN die Variablenauswahl unter Rückgriff auf statistische Kriterien an der Erklärungskraft für die Größen in der Ausgabeschicht entscheidet. Auf diese Weise wird bei KNN ein auf Daten basierter Lernprozess initiiert. Letztendlich bedeutet das, dass Deep Learning-Algorithmen im Wesentlichen lernen, wie man lernt.

2.2 Datifizierung als Basis einer lernenden KI

Damit eine KI erfolgreich lernen kann, sind große Datenmengen die zentrale Voraussetzung (Kordon 2020, S. 16f.). Je größer die Datenbasis, desto besser sind die Lernmöglichkeiten der KI. Mit Blick auf eine ACA ist dabei vor allem von Bedeutung, dass sich immer mehr Aspekte der Lebenswelt der Konsumenten und der Realität im Allgemeinen durch

Daten abbilden lassen und durch technische Systeme auch automatisch erfasst werden können. Dabei sind es oft auch sehr kleine und voneinander unabhängig gesammelte Aspekte, mit deren Hilfe sich in der Zusammenschau das Bild der Lebenswelt eines Konsumenten mosaikartig zusammensetzen lässt. Für die Erfassung der Daten in der Lebenswelt der Konsumenten ist vor allem dem Internet eine herausragende Bedeutung beizumessen, das hier in *drei große Anwendungsfelder* unterschieden wird:

Das *Internet der Menschen* ist vor allem auf die Vernetzung zwischen Menschen und hier besonders auf soziale Netzwerke (z. B. Facebook, YouTube, Instagram oder Twitter) bezogen, die Online-Kommunikation und Online-Networking erlauben. Für die Zukunft wird erwartet, dass die Zahl der Nutzer, die soziale Medien nutzen, die Marke von 2,5 Mrd. weltweit übersteigen wird, wobei 91 Prozent der Social-Media-Nutzer von mobilen Geräten aus auf Social-Media-Plattformen zugreifen (Kordon 2020, S. 17). Durch das Internet der Menschen und die dort gewonnenen Interaktionsdaten „lernt“ die KI vor allem Meinungen, Einschätzungen und Emotionen von Konsumenten zu verstehen. Das *Internet der Dienste* bietet Anbietern die Möglichkeit, ihre Sach- und Dienstleistungen über die unterschiedlichsten Kanäle im Internet anzubieten. Dabei können die Angebotsleistungen vor allem durch die Bereitstellung von Produktkonfiguratoren auf die spezifischen Belange eines Konsumenten angepasst und individualisiert werden, woraus sich vor allem Informationen zu konsumentenseitigen Präferenzstrukturen ableiten lassen (Bathen 2017, S. 131ff.). Durch das Internet der Dienste und die dort gewonnenen Transaktionsdaten „lernt“ die KI vor allem Präferenzen der Konsumenten und deren Kaufverhalten zu verstehen. Schließlich ist durch das *Internet der Dinge* (Internet of Things; IoT) auch die Erfassung der Objekte in der Lebenswelt der Konsumenten möglich, wozu auch die tatsächliche Verwendung von gekauften Produkten zählt (Vamsidhar et al. 2020, S. 1ff.). Das bedeutet im Hinblick auf Gebrauchsgüter, dass deren konkrete Nutzung durch so genannte „Embedded Systems“ (z. B. in Form von Sensoren, Aktoren oder RFID-Chips) erfasst werden kann, da die Objekte mit dem Internet verbunden sind und auch untereinander Daten austauschen können. Damit lassen sich die Alltagsprozesse der Konsumenten detailliert erfassen. Eine große Rolle spielen dabei so genannte „*Digital Twins*“, durch die reale Objekte und deren Nutzung vollständig informationstechnisch abgebildet werden (El Saddik 2018, S. 87f.). Auf diese Weise können Objekte mittels KI nicht nur kontrolliert, sondern auch kontextsensitiv in der Lebenswelt der Konsumenten gesteuert werden. In der Zukunft werden auch „*Digital Twin -of the Person*“ erwartet (siehe Abbildung 1), mit deren Hilfe auch Menschen ein virtuelles Abbild in der Welt der Daten erhalten und damit deren Verhalten prognostiziert werden kann. Durch das Internet der Dinge und Digital Twins „lernt“ die KI auch die unterschiedlichsten Abläufe in der Lebenswelt der Konsumenten zu verstehen.

In der Zusammenschau werden die verschiedenen Anwendungsfelder des Internets auch als „*Internet of Everything*“ (IoE) bezeichnet (Kreutzer/Sirrenberg 2019, S. 77). Das IoE liefert für eine Konsumentenanalyse nicht nur „Bestandsdaten“ zu den Objekten in der Lebenswelt, sondern vor allem „Verhaltensdaten“ zu Objekten und Menschen. Die gezielte Nutzung der aus dem IoE und hier insbesondere dem IoT gewonnenen Daten zur

kontextsensitiven Steuerung von Objekten und Prozessabläufen steht aktuell an erster Stelle der von der Gartner Group im September 2020 herausgegebenen strategischen Technologietrends für 2021 und wird dort als „*Internet of Behaviors*“ bezeichnet (Gartner 2020b). Damit bilden die im Begriff des „*Internet of Behaviors*“ zusammengefassten Technologien eine wesentliche Voraussetzung für eine ACA.

Ein zweiter wesentlicher Aspekt für die ACA ist, dass Daten nicht nur in Echtzeit erhoben und verarbeitet werden können, sondern auf die gewonnenen Erkenntnisse auch in Echtzeit reagiert werden kann. Diese Voraussetzung wird in Zukunft vor allem durch das so genannte *Taktile Internet* erfüllt werden, das minimale Reaktionszeiten (< 1 ms) bei höchster Verfügbarkeit und Zuverlässigkeit in der Übertragung erlaubt (Hippmann et al. 2018, S. 12). Daten können so im Moment der Entstehung an einen Empfänger weitergeleitet werden, was auch als *Echtzeit-Internet* bezeichnet wird. Eine zentrale technologische Voraussetzung insbesondere im Hinblick auf die Erfassung von Bewegungsdaten ist das 5G-Mobilfunknetz. Es ermöglicht, dass eine Vielzahl an Endgeräten in einem Zugangspunkt eine große Menge an Daten mit einer gleichzeitig nur sehr geringen Verzögerungsrate (Latenz) übertragen können (Freund et al. 2018). Somit wird nicht nur die Erfassung der Daten im IoE ermöglicht, sondern es kann auch unmittelbar auf die mittels KI gewonnenen Erkenntnisse reagiert werden.

Abschließend ist noch darauf hinzuweisen, dass die permanente Gewinnung und Auswertung von Lebensweltdaten erst durch die Verfügbarkeit leistungsfähiger Technologien möglich wird. Dabei sind große Rechner- und Speicherkapazitäten erforderlich, die sich nur durch verteilte Systeme realisieren lassen (Kordon 2020, S. 17). Dem so genannten Cloud-Computing ist dabei eine herausragende Bedeutung beizumessen (Herzwurm/Henzel 2020, S. 881ff.). Die für eine ACA erforderliche Infrastruktur ist schon heute in großen Teilen verfügbar oder wird in naher Zukunft verfügbar sein (siehe auch Abbildung 1).

2.3 Big Data als Voraussetzungen für KI

Aufgrund der Datafizierung können die für eine lernende KI erforderlichen großen Datenvolumina erzeugt werden. Für eine ACA ist dabei die Herkunft der Daten aus der Lebenswelt der Konsumenten entscheidend. Die Darstellungen zur Datafizierung haben aber auch gezeigt, dass Daten nicht nur „großzählig“ (Volume), sondern aufgrund der vielfältigen Herkunftsfelder auch sehr heterogen (Variety) sind und mit hoher Geschwindigkeit (Velocity) gewonnen werden. Daten, die durch diese drei Merkmale (Volume, Variety, Velocity) gekennzeichnet sind, wurden erstmalig von Laney (2001) als Big Data bezeichnet. In der Folge wurden in der Literatur auch weitere Merkmale von Big Data wie z. B. Veracity, Volatility, Validity oder auch Value diskutiert (z. B. McAfee/Brynjolfsson 2012; King 2014, S. 34ff.; Dorschel/Dorschel 2015, S. 6ff.; Mohanty 2015, S. 3; Volk et al. 2020, S. 1040ff.), was an dieser Stelle aber nicht weiter vertieft werden soll.

Zur Verdeutlichung des Merkmals „Volume“ sei exemplarisch angeführt, dass weltweit täglich etwa 2,2 Mrd. Gigabyte an Daten erzeugt werden und sich die durch digitale Plattformen, drahtlose Sensoren, soziale Medien und Milliarden von Mobiltelefonen erzeugten Daten alle drei Jahre verdoppeln (Kordon 2020, S. 16). Bezüglich des Merkmals „Variety“ ist vor allem darauf hinzuweisen, dass die erhobenen Daten sowohl strukturiert als auch unstrukturiert sein können: Strukturierte Daten folgen definierten Datenmodellen und liegen in bestimmten Formaten vor (z. B. demografische Daten, Transaktionsdaten, Web-Browsing-Daten). Dadurch lassen sie sich leicht gemeinsam analysieren. Sie bildeten bisher die zentrale Datenbasis der klassischen Konsumentenanalyse. Mittlerweile ist aber mit 80 Prozent der Großteil der täglich aus dem Umfeld der Konsumenten generierten Daten *unstrukturiert* (Huo et al. 2020, S. 5400), d. h. sie liegen in sehr unterschiedlichen Formaten und nicht in standardisierter Form vor (z. B. Texte, Sprache, Bilder). Um alle erhebaren Daten bei der KI und damit der ACA verwenden zu können, müssen diese aber nicht nur erfasst, sondern auch für eine gemeinsame Auswertung aufbereitet und bestenfalls auch in Echtzeit verarbeitet werden (Kietzmann et al. 2018, S. 263).

3. Elemente einer Autonomous Consumer Analysis (ACA)

Im Marketing wurde die Möglichkeit einer ACA bisher noch nicht diskutiert. Durch die nachfolgenden Darstellungen wird deshalb ein erster Vorschlag für eine ACA entwickelt, der die wesentlichen Elemente einer ACA und deren zentrale Charakteristika diskutiert. Ziel einer ACA ist es, die Abläufe in der Welt der Konsumenten möglichst umfassend, exakt und in Echtzeit zu erfassen und auf dieser Basis unmittelbar auch Konsequenzen für eine mögliche Leistungserbringung abzuleiten. Um dies zu erreichen, bedarf es besonderer Analyseverfahren und die ACA folgt besonderen Konstruktionsprinzipien bzw. einer besonderen *Konstruktionslogik*. Im Folgenden wird zunächst der Begriff der ACA definiert und deren konstituierenden Merkmale herausgearbeitet. Darauf aufbauend erfolgt eine Fokussierung der Betrachtungen auf den *analytischen Nukleus* einer ACA, der sich maßgeblich für die besondere Konstruktionslogik der ACA verantwortlich zeichnet. Abschließend werden die zentralen Unterschiede zwischen der ACA und der klassischen Konsumentenanalyse in den zentralen Punkten aufgezeigt.

3.1 Begriff der ACA und konstituierende Merkmale

Die *Konsumenten- bzw. Kundenanalyse* stellt eine der tragenden Säulen des Marketings dar, da mit ihrer Hilfe Kundenanforderungen ermittelt und Konsumentenverhalten analy-

siert werden. Mit der Konsumentenanalyse fest verbunden sind dabei die Käuferverhaltensforschung und die Marktforschung: Aufgabe der Käuferverhaltensforschung ist es, tragfähige Erklärungsmodelle für das Konsumentenverhalten meist theoriegeleitet zu entwickeln. Aufgabe der Marktforschung ist es, empirische Daten über Konsumenten zu gewinnen und mit deren Hilfe zum einen auf konfirmatorische Weise die Verlässlichkeit der Erklärungsansätze aus der Käuferverhaltensforschung zu prüfen und zum anderen Erkenntnisse auch aus den Daten zu explorieren und zur Verbesserung der Modellbildung der Käuferverhaltensforschung wieder zuzuführen. Die aus dem Zusammenspiel von Käuferverhaltensforschung und Marktforschung gewonnenen Erkenntnisse dienen im letzten Schritt der Ableitung geeigneter Leistungsangebote für die Konsumentenseite.

Durch den Einsatz der KI kann die klassische Konsumentenanalyse deutlich verbessert werden, was sich vor allem in den folgenden drei Aspekten niederschlägt:

- (1) *Qualitätsverbesserung*: Die Qualität der Erkenntnisse, die sich durch die klassische Konsumentenanalyse gewinnen lassen, können durch den Einsatz von KI nicht nur deutlich verbessert, sondern auch um eine neue Erkenntnisstufe erweitert werden.
- (2) *Ablaufsimultanität*: Die zweigeteilte Abfolge „Konsumentenanalyse - Leistungsangebotskonzeption“ kann durch die KI *simultan* in einem Prozess vollzogen werden.
- (3) *Automatisierung*: Die Eingriffe der Marketing-Analysten und Marketing-Entscheider in den Gesamtprozess der Konsumentenanalyse können theoretisch vollständig von der KI übernommen und damit *automatisiert* werden.

Alle drei Merkmale gemeinsam führen dazu, dass die Abläufe der Konsumentenanalyse aufgrund einer autonom agierenden KI automatisiert werden können. Wir bezeichnen diese Form der Konsumentenanalyse deshalb im Folgenden zusammenfassend als „*Autonomous Consumer Analysis*“ (ACA).

Die Idee der ACA basiert auf dem aktuell vor allem in der Unternehmenspraxis diskutierten Feld der „*Autonomous Analytics*“. In Anlehnung an Balaganur (2020) bezeichnet Autonomous Analytics „the application of machine learning (ML) to enhance and make human judgements. [...] What autonomous analytics brings to the table is the ability to self-learn algorithms that get better with the growing volume of data. What is more, these algorithms modify themselves as more data comes in along with more evaluated actions.“ Autonomous Analytics können auch als nächste Entwicklungsstufe der so genannten Business Analytics (Evans 2017, S. 30ff.; Sharda et al. 2018, S. 48ff.) verstanden werden.

Im Rahmen der ACA werden die Möglichkeiten der Autonomous Analytics für die Konsumentenanalyse nutzbar gemacht, und die ACA wird hier wie folgt definiert:

Autonomous Consumer Analysis (ACA) bezeichnet ein autonomes, vom Marketing-Entscheider weitgehend unabhängiges Vorgehen, bei dem die Verfahren der selbstlernenden KI auf die Konsumentenanalyse mit dem Ziel angewandt werden, die Lebenswelt eines Konsumenten umfänglich zu erfassen und die Erkenntnisse aus der Datenanalyse automatisch in spezifische, auf einen Konsumenten zugeschnittene, Leistungsangebote zu transformieren.

Aufgrund der bisherigen Darstellungen in diesem Beitrag können die folgenden Charakteristika als konstituierend für eine ACA herausgestellt werden:

- ACA basiert auf den Methoden der KI und greift auf die Formen des maschinellen Lernens und vor allem des Deep Learnings zurück (vgl. Abschnitt 2.1). Die für eine *selbstlernende KI* erforderlichen Voraussetzungen müssen dabei zwingend erfüllt (z. B. Big Data, hochleistungsfähige Rechner, permanenter Datenfluss aus der Lebenswelt der Konsumenten) und Aktionen sowie Reaktionen in Echtzeit möglich sein.
- Neben den auch aus der klassischen Konsumentenanalyse bekannten Methoden der Datenanalyse nutzt die ACA vor allem *entscheidungsorientierte Analyseverfahren*, die ein autonomes Agieren erst ermöglichen. Die Verfahren der Business Analytics bilden den methodischen Nukleus der ACA (vgl. Abschnitt 3.2.1).
- Durch Rückgriff auf die Erkenntnisse und Methoden der „Autonomous Analytics“ kann die ACA *individuelle Kundenmodelle automatisch* generieren und permanent an die sich verändernde Lebenswelt der Konsumenten anpassen (*Modelldynamik*).
- Die ACA kann eigenständig Bedürfnis- und Problemsituationen in der aktuellen Lebenswelt eines Konsumenten kontextsensitiv erkennen und auf dieser Basis autonom Marketing-Operationen einleiten. In letzter Konsequenz kann die ACA dann auch geeignete *Leistungsangebote automatisch* konfigurieren (vgl. Abschnitt 4.2).
- Die ACA läuft in *Echtzeit* ab und kann so auch unmittelbar auf Alltagssituationen mit sofortigen Lösungsangeboten reagieren und diese gegebenenfalls *bedarfsfallsynchron* ausführen.
- Die ACA kann aus der Konsumentenanalyse *eigenständig* Entscheidungen ableiten und hat hierfür auch die Freigabe der Marketing-Entscheider.
- Die ACA läuft *autonom* ab, d. h. eine Mitwirkung des Marketing-Entscheiders ist im Prozess der ACA selbst nicht mehr zwingend erforderlich und auch nur im Hinblick auf die Festlegung von Zielkriterien und bestimmten Rahmenbedingungen möglich.

Die oben beschriebenen Charakteristika der ACA resultieren vor allem aus den Möglichkeiten neuerer und auf der KI basierender Analysetechniken (so genannte *Analytics*), die im Vergleich zu den klassischen Methoden der Datenanalyse (insbesondere Multivariate Analysemethoden; vgl. z. B. Hair et al. 2018; Backhaus et al. 2021) elementare Unterschiede aufweisen und auch einer anderen „*Konstruktionslogik*“ folgen. Aufgrund der großen Bedeutung der Analytics zur Konstruktion einer ACA bilden diese den Fokus der nachfolgenden Betrachtungen.

3.2 Konstruktion der ACA

3.2.1 Predictive und Prescriptive Analytics als Nukleus der ACA

Zur Erzielung neuer Erkenntnisse greift die KI im Rahmen der ACA auf ein Methoden-Netzwerk zurück, das sich aus Analyseinstrumenten unterschiedlichster Fachdisziplinen speist, was in Abbildung 3 verdeutlicht ist. Diese bilden im Zusammenspiel die so genannten „Analytics“ der ACA. In Anlehnung an Davenport und Harris (2007, S. 7) werden Analytics hier verstanden als „the extensive use of data, statistical and quantitative analysis, explanatory and predictive models, and fact-based management to drive decisions and actions. The analytics may be input for human decisions or may drive fully automated decisions“.

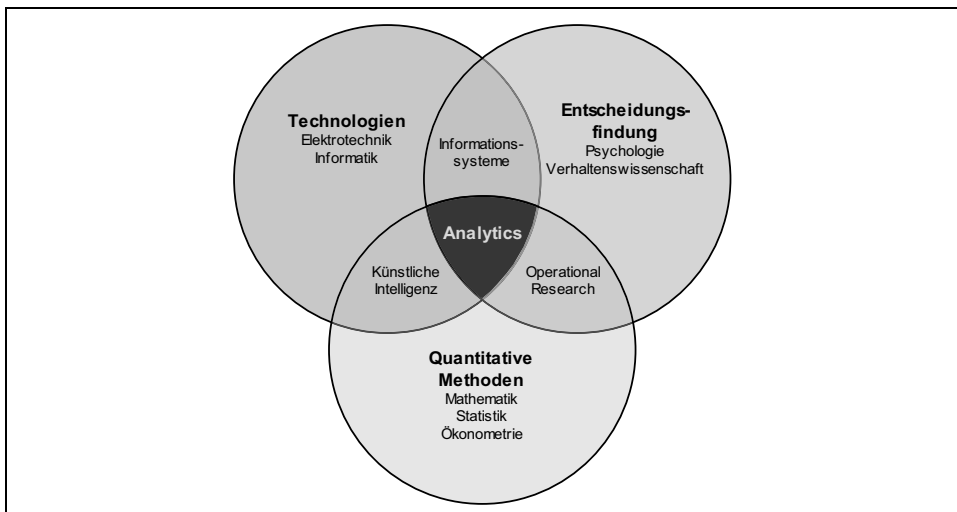


Abbildung 3: Fachdisziplinen der Business Analytics
(Quelle: in Anlehnung an Mortenson et al. 2015, S. 586)

Von Bedeutung ist dabei die *Entscheidungsorientierung* der Analysen und die Möglichkeit zu automatisierten Handlungen (vgl. auch LaValle et al. 2010, S. 22; Mortenson et al. 2015, S. 584; Delen/Zolbanin 2018, S. 188). Das besondere Potenzial, das aus dem Zusammenspiel der unterschiedlichsten Methoden für die Erkenntnisgewinnung im Rahmen der ACA erwächst, lässt sich sehr gut an den bereits von Lustig et al. (2010) definierten drei grundlegenden Kategorien von Analytics (descriptive, predictive, prescriptive) verdeutlichen, die von Banerjee et al. (2013, S. 1ff.) unter Bezug auf Überlegungen der Gartner Group um die Kategorie der „Diagnostic Analytics“ ergänzt wurden. Eine anschauliche Unterscheidung der vier *Analytics-Kategorien* wird meist durch verschiedene

Fragen vorgenommen, auf die sie primär eine Antwort geben können (z. B. Deshpande et al. 2019, S. 74f.; Kordon 2020, S. 14f.):

- *Descriptive Analytics* dient dem Verständnis historischer Daten und beschreibt aktuelle oder vergangene Zustände. Es wird primär die Frage beantwortet: „Was ist passiert?“
- *Diagnostic Analytics* untersucht die Ursachen vergangener und auch aktueller Ereignisse unter Zuhilfenahme sowohl konfirmatorischer als auch explorativer Analyseverfahren. Es wird primär die Frage beantwortet: „Warum ist es passiert?“
- *Predictive Analytics* konzentriert sich auf die Vorhersage von Ereignissen und die Schätzung von Eintrittswahrscheinlichkeiten. Dabei gilt es auch, die wichtigsten Einflussfaktoren für zukünftige Ereignisse zu identifizieren. Es wird primär die Frage beantwortet: „Was wird passieren?“
- *Prescriptive Analytics* hat zum Ziel, bestmögliche Handlungsoptionen und Ansatzpunkte zu deren Realisierung in der Zukunft zu finden. Es wird primär die Frage beantwortet: „Was soll passieren?“.

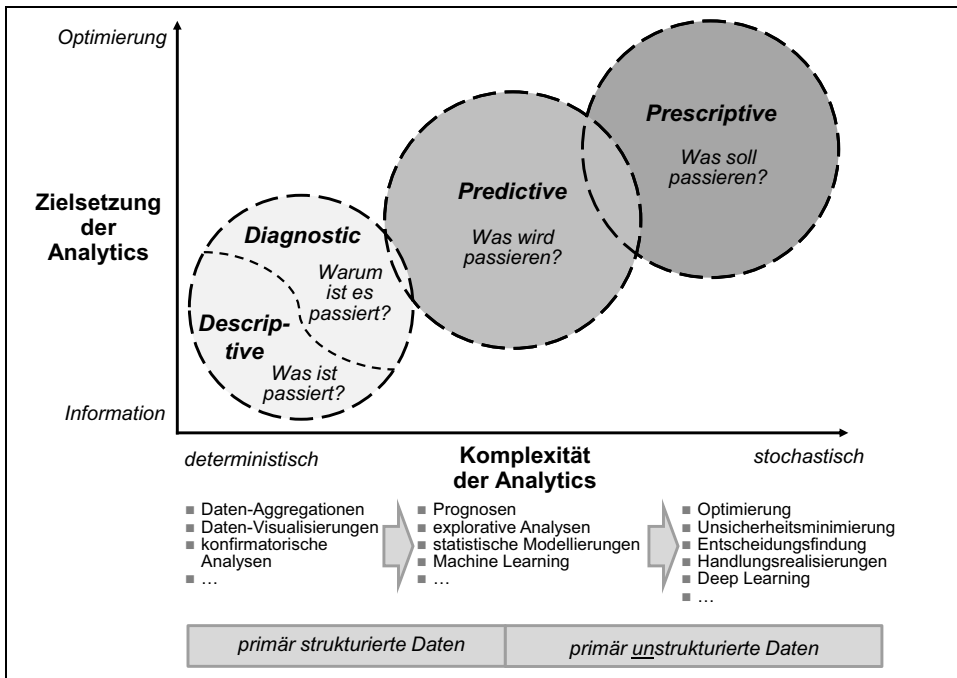


Abbildung 4: Stufen der Analytics

Die Analytics-Kategorien werden meist auch als Stufen mit einem zunehmenden Erkenntnisgrad für Entscheidungen interpretiert, die gleichzeitig aber auch mit einer steigenden

Komplexität der Datenanalysen einhergehen. Abbildung 4 verdeutlicht diesen Zusammenhang grafisch und gibt gleichzeitig Hinweise auf zentrale Charakteristika der verschiedenen Analytics-Kategorien. Detaillierte Ausführungen hierzu geben z. B. Delen/Zolbanin 2018, S. 190ff.; Katsov 2018, S. 19f. oder Weber 2020, S. 8ff.

Für die ACA sind vor allem die Predictive und die Prescriptive Analytics von elementarer Bedeutung:

In Erweiterung klassischer Prognosemethoden werden „*Predictive Analytics*“ im Rahmen der ACA auf Basis der permanent und kontinuierlich verfügbaren Daten aus der Lebenswelt der Konsumenten durchgeführt. Für die Prognose ist dabei *nicht* ein bestimmtes a priori formuliertes Erklärungsmodell die Grundlage, sondern es werden nahezu unendlich viele Variablenkonstellationen aus den vorhandenen Daten generiert und im Hinblick auf ihre Eignung untersucht, die Eintrittswahrscheinlichkeit für eine oder mehrere Zielgrößen zu maximieren (McCarthy et al. 2019, S. 2ff.; Hude 2020, S. 95ff.). Die Auswahl der in ein Variablennetz eingezogenen (unabhängigen) Größen erfolgt dabei nicht aufgrund von Sachlogik oder Theorie, sondern wird automatisiert auf der Basis statistischer Kriterien und Wahrscheinlichkeiten „erlernt“ (Deep Learning). Ziel ist es, Variablennetze zu erkennen, die es mit hoher Treffsicherheit erlauben, interessierende Output-Größen (z. B. Kaufentscheidungen, Kundenloyalität, Anbieterwechsel) zu reproduzieren und aufgrund der gefundenen Netzstrukturen auch zu prognostizieren. Predictive Analytics führen im Ergebnis meist zu vielfältigen Szenarien (Modelle mit verschiedensten Variablenkonstellationen) mit den unterschiedlichsten Ergebnissen. Konvergieren die auf diesem Wege erzeugten Eintrittswahrscheinlichkeiten für zukünftige Ereignisse gegen 1, so wird die Frage nach dem kausalen „Warum“ erst einmal obsolet. Weiterhin sind die im Zuge einer ACA erzielten Ergebnisse auch nicht statisch, sondern werden aufgrund der permanent fließenden Datenströme immer wieder überprüft und angepasst (Feedbackschleifen, Dynamisierung).

Darüber hinaus begründet die „*Prescriptive Analytics*“ eine *neue Erkenntnisstufe*, die deutlich über die Möglichkeiten der klassischen Datenanalyse hinausgeht und im Kern auf die Optimierung zukünftiger Ergebnisse bei geringstmöglicher Unsicherheit abzielt (Soltanpoor/Sellis 2016, S. 245ff.; Lepenioti et al. 2020, S. 57ff.). Aufbauend auf Predictive Analytics wird nicht nur nach zukünftig wünschenswerten Ereignissen gesucht, sondern auch danach gefragt, welche Parameter wie zu verändern sind, damit diese in der Zukunft auch eintreten. Die Analyseprozesse laufen dabei weitgehend automatisiert ab. Durch die selbstlernende KI können auch die Prozessabläufe kontinuierlich verbessert und an die reale Konsumentensituation angepasst werden, da permanent auch neue Daten in Echtzeit in die Berechnungen einfließen. Ist ein *Optimalszenario* identifiziert, so geben die zugehörigen Variablenkonstellationen Auskunft darüber, auf welchen Variablen dessen Zustandekommen basiert und welche Variablen mit welcher Stärke ein Szenario herbeiführen. Prescriptive Analytics verwendet damit eine Schar von prädiktiven Modellen als Bausteine. Auf Basis dieser Erkenntnis lassen sich dann Maßnahmenbündel ableiten,

durch die ein identifiziertes Optimalereignis mit hoher Wahrscheinlichkeit auch tatsächlich herbeigeführt werden kann.

Letztendlich sind es die Prescriptive Analytics, die der ACA ein *proaktives Handeln* ermöglichen und auf Ereignisse reagiert werden kann, bevor sie eingetreten sind. Das bedeutet letztendlich, dass durch die ACA Unternehmen bereits heute wissen können, was Kunden morgen wünschen und auf diese Wünsche bereits im Vorfeld reagieren können.

3.2.2 Konstruktionslogik der ACA

Die erweiterte Funktionalität der Predictive Analytics und die Prescriptive Analytics als neue Analysekategorie basieren nicht nur auf neuartigen und selbstlernenden Algorithmen, sondern führen auch zu besonderen „Konstruktionsprinzipien“ bei der ACA. Diese zu kennen ist für das Verständnis der ACA grundlegend. Im Folgenden werden fünf Prinzipien erläutert, die in besonderer Weise zu einer „*Umkehrung*“ in der Konstruktions- und Interpretationslogik der ACA gegenüber der klassischen Konsumentenanalyse führen:

(1) Analyse der Lebenswelten als Erhebungsgesamtheit statt Stichproben-Analysen

Die immer umfangreichere Datafizierung der Lebenswelt wird es der ACA in Zukunft erlauben, die Lebenswelt eines Konsumenten nahezu vollständig und auch in ihrer Dynamik zu erfassen. Damit basiert die ACA aber auf der *individuellen Grundgesamtheit* eines jeweils betrachteten Konsumenten, womit das aus der klassischen Marktforschung bekannte Problem der Stichprobenziehung nicht mehr von Relevanz ist. Hierin ist einer der wesentlichen Gründe zu sehen, warum den bei der ACA gewonnenen Erkenntnissen eine hohe Validität zuzurechnen ist und statistische Tests im klassischen Sinne über eine nur noch geringe Bedeutung verfügen. Da große Datenmengen permanent und in Echtzeit erhoben werden, sind die Erkenntnisse der ACA auch nicht durch Stichprobengrößen, Irrtumswahrscheinlichkeiten usw. beschränkt. Ebenso ist der Zeitpunkt der Datenerhebung nicht mehr durch theoretische Vorüberlegungen gesteuert, sondern die Datensammlung erfolgt permanent und zunächst einmal unabhängig von einem konkreten Untersuchungsziel.

(2) Analyse von Korrelationen statt Prüfung von Kausalitäten

Die ACA ist im Kern explorativ ausgerichtet und möchte Variablenetze explorieren, die interessierende Zielgrößen mit an Sicherheit grenzender Wahrscheinlichkeit erzeugen können. Damit verfolgt die ACA nicht mehr das Ziel, a-priori-definierte kausale Zusammenhänge z. B. aus der Käuferverhaltensforschung zu prüfen. Das aber bedeutet, dass bei der ACA das *Entdecken* von Korrelationen und Mustern gegenüber der Generierung von Kausalität in den Vordergrund tritt. Die Analysen werden dabei bewusst *nicht* durch vor-

gegebene Hypothesensysteme geleitet, sondern sind zunächst losgelöst von a-priori-festgelegten Begründungszusammenhängen. Sie dienen primär der Prognose zukünftiger Ereignisse mit höchster Verlässlichkeit für deren Eintritt. Das bedeutet auch, dass eine kausale Interpretation von Korrelationen nicht mehr erfolgen muss: Ist z. B. mit an Sicherheit grenzender Wahrscheinlichkeit bekannt, dass ein Ereignis eintreten wird, so muss nicht mehr nach den Eintrittsgründen gefragt werden. Lassen sich im Ergebnis Prognosen mit Eintrittswahrscheinlichkeiten nahe 1 erzielen, so ist nicht mehr von Bedeutung, warum es zu einem Ereignis gekommen ist bzw. kommen wird, sondern nur noch „dass“ ein Ereignis eintritt.

(3) Ereignis-Beeinflussung statt Erfassung rückwärtsgerichteter Einflussdeterminanten

Die ACA geht auf der Basis von Prädiktionen der Frage nach, ob sich im Vorfeld von Ereignissen in der Lebenswelt eines Konsumenten Maßnahmen ergreifen lassen, die es erlauben, zukünftige Ereignisse zu beeinflussen. Bei für den Marketingerfolg positiven Ereignissen, kann die ACA dann Maßnahmen einleiten, die deren Eintrittswahrscheinlichkeit weiter erhöhen und die Konsequenzen solcher Ereignisse unterstützen. Bei möglichen negativen Ereignissen hingegen kann versucht werden, deren Konsequenzen in der Zukunft auszuräumen oder im Vorfeld sogar zu verhindern. Damit wird aber die wissenschaftstheoretische Forderung nach der *Allgemeingültigkeit* von Erklärungsansätzen durch die Singularität der Gültigkeit individualspezifischer Ereignisse ersetzt. Das bedeutet, dass zunehmend die für einen spezifischen Kunden relevanten Marketingfragestellungen durch die ACA auf der Basis seiner spezifischen, aktuellen Datenlage beantwortet werden können, die für andere Kunden aber über keine Relevanz verfügen müssen.

(4) Modellvielfalt statt Modellsparsamkeit

Bei der klassischen Modellbildung spielt das so genannte „*Sparsamkeitsprinzip*“ (Parsimony) eine bedeutende Rolle. Danach ist es das Ziel bei der Bildung von Erklärungsmodellen, eine möglichst hohe Erklärungskraft bei gleichzeitig geringster Modellkomplexität zu erreichen. Die Komplexität eines Modells wird dabei z. B. über die Anzahl der Modellparameter erfasst (Weiber/Sarstedt 2021, Kap. 9.2). Die Forderung nach Einfachheit und leichter Kommunizierbarkeit von Entscheidungsmodellen wurde bereits von Little (1970) in seinem Decision-Calculus-Ansatz (DCA) formuliert. Durch den DCA soll sichergestellt werden, dass es dem menschlichen Entscheidungsträger möglich ist, Informationen leicht zu verarbeiten und in Entscheidungen umzusetzen. Werden durch die ACA aber Entscheidungen mit hoher Verlässlichkeit autonom getroffen, so sind auch die Forderungen des DCA nicht mehr relevant. Im Gegensatz zum DCA folgt die ACA der Logik: „*Je mehr Variablen, desto besser*“. Im Rahmen von Big Data-Analysen sind durchaus Variablenmengen von mehreren hundert oder sogar tausend nicht nur denkbar, sondern sogar gewünscht (Auth et al. 2018, S. 33; Roepert 2020, S. 95). Durch die bei der ACA erzeugten Variablenetze rücken auch die Erkenntnisse der ACA deutlich näher an die Komplexität der Welt.

(5) Dominanz explorativer Datenanalysen gegenüber konfirmatorischen Analysen

Während konfirmatorische Datenanalyseverfahren der Prüfung von vorgegebenen Kausalhypothesen dienen, hat die explorative Datenanalyse die *Entdeckung* von Strukturen, Abhängigkeiten und Zusammenhängen zum Ziel. Hohe Bedeutung haben dabei Interdependenzanalysen, bei denen eine Unterteilung der Variablenmenge nach abhängigen und unabhängigen Variablen nicht erfolgt. Bereits bei der Einführung des Begriffs der explorativen Datenanalyse durch Tukey (1962) weist dieser darauf hin, dass bei statistischen Analysen ein zu starker Schwerpunkt auf dem Testen von Hypothesen liegt und dem Entdecken von Zusammenhängen in Daten eine zu geringe Aufmerksamkeit gewidmet wird. Das Wesensmerkmal der explorativen Datenanalyse beschreibt Tukey (1977, S. 1) als „exploratory data analysis is detective work“. Die Gültigkeit von über explorativen Analysen gewonnenen Hypothesen sollte aber an neuen Datensätzen getestet werden (Weiber/Sarstedt 2011, S. 243). Diese Forderung wird jedoch dann obsolet, wenn eine singuläre Modellbildung erfolgt, deren Übertragbarkeit auf andere Anwendungsfälle aufgrund der individuell verschiedenen Datensituation und der Sicherheit der Erkenntnisse im Einzelfall nicht mehr erforderlich ist.

3.3 Unterschiede ACA und klassische Konsumentenanalyse

Die Überlegungen im vorangegangenen Abschnitt haben gezeigt, dass sich die bei der ACA eingesetzten Analytics deutlich von der Analyselogik der Konsumentenanalyse klassischer Prägung unterscheiden. Diese führen in der Konsequenz dann auch zu deutlichen Änderungen im Prozess einer ACA im Vergleich zu dem der klassischen Konsumentenanalyse. Die zentralen Unterschiede zwischen der ACA und der klassischen Konsumentenanalyse werden nachfolgend nochmals zusammengefasst und dienen im folgenden Abschnitt 4 dazu, die Konsequenzen der ACA für die Marketing-Konzeption aufzuzeigen:

- Die *Datengewinnung* ist bei der ACA universell ausgelegt und erfolgt aufgrund der Datafizierung der Lebenswelten permanent und in den unterschiedlichsten realen Kontexten der Konsumentenseite. Sie erfolgt dabei „verdeckt“ und stellt deshalb für den Marketing-Entscheider eine *Black-Box* dar. Da hieraus Big Data entsteht, sind die auf diesem Weg erhobenen Daten nicht mehr vom Menschen zu überblicken und auch nicht mehr zu kontrollieren.
- Die *Datenauswertung* ist zunächst *anlassneutral*, explorativ und greift auf entsprechend darauf abgestimmte Analytics zurück (z. B. Mustererkennung, Assoziationsanalysen, Klassifikationsverfahren, Least angle Regression; vgl. z. B. Delen/Zolbanin 2018, S. 189ff.; Ghavami 2020, S. 45ff.). Auch die Datenanalyse stellt damit eine *Black-Box* dar und ist durch den Menschen nicht mehr nachvollziehbar.
- Die durch die ACA gewonnenen *Erkenntnisse* basieren auf lernenden Algorithmen unter Rückgriff auf Big Data. Der KI-Lernprozess läuft „verdeckt“ ab (z. B. KNN)

und basiert *nicht* auf konkret vorgegebenen Erklärungsansätzen oder dem Erfahrungsfundus von Menschen. Damit ist auch der KI-Lernprozess für den Menschen eine *Black-Box*.

- Datengewinnung und Datenauswertung greifen auf ein *Technologienetzwerk* zurück, das im Ergebnis sowohl die Erfassung und Auswertung der Daten als auch eine daraus resultierende und auf die persönlichen Belange eines Konsumenten abgestimmte Maßnahmenrealisierung in *Echtzeit* erlaubt.
- Die *Güteprüfung* der Erkenntnisse wird bei der ACA durch die Erzeugung von gegen 1 konvergierenden Eintrittswahrscheinlichkeiten der vorhergesagten Ergebnisse ersetzt. Dadurch wird die Validitätsprüfung im klassischen Sinne obsolet und auch eine Reliabilitätsprüfung wird überflüssig.

Werden die in Abschnitt 3 vorgetragenen Überlegungen zusammenschauend betrachtet, so begründen sie in der Summe den Wechsel von einer theoriegeleiteten zu einer *datengetriebenen Modellbildung*, die nach Mustern, Regeln und Zusammenhänge in Daten sucht, ohne diese Suche an vorgegebenen theoretischen Richtlinien zu orientieren.

4. Änderungen in der Marketing-Konzeption durch ACA

Klassischerweise wird der Marketing-Konzeptionierungsprozess als Kreislauf zwischen den Bereichen Marktanalyse und Marktbearbeitung beschrieben. Die Marktanalyse ist dabei meist auf die Kernthemen Käuferverhaltens- und Marktforschung konzentriert und die Marktbearbeitung in die Sektionen Strategiebildung, Marketing-Mix-Gestaltung, Marketing-Controlling und Marketing-Implementierung unterteilt (z. B. Voeth/Herbst 2013, S. 19ff.; Weiber/Pohl 2015, S. 624; Meffert et al. 2018, S. 18; Bruhn 2019, S. 40). Auch für die ACA sind die beiden Teilbereiche Marktanalyse und Marktbearbeitung relevant, sind aber bei der ACA unmittelbar miteinander verschmolzen und fallen in deren Analyseprozess zusammen. Aufgrund der Informationsgewinnung in der Lebenswelt der Kunden ist die ACA in der Lage, individuelle *Kundenmodelle* zu entwickeln, mit deren Hilfe Leistungsangebote auch automatisch für den jeweiligen Einzelkunden generiert werden können. Daraus ergeben sich unmittelbar Änderungen in der Logik sowohl der Marktanalyse als auch der Marktbearbeitung.

4.1 Änderungen in der Logik der Marktanalyse

Die *Käuferverhaltensforschung* bildet den Grundpfeiler der Marktanalyse, da hier typischerweise Erklärungsmodelle für das Kaufverhalten entwickelt werden. Diese Entwicklung erfolgt dabei überwiegend theoriegeleitet mit einer anschließenden empirischen Prüfung unter Verwendung konfirmatorischer Verfahren der Datenanalyse. Bei der ACA wird

diese Vorgehensweise durch eine explorative Suche nach Erklärungszusammenhängen ersetzt, die durch Big Data kundenseitig permanent und automatisch generiert werden. Die explorative Modellbildung durch KI basiert dabei jedoch nicht mehr auf den Theorien der Käuferverhaltensforschung, sondern die ACA bildet ihre Modelle auf der Basis von Variablennetzwerken, die nach statistischen Kriterien generiert werden. Gelingt es, auf diese Weise das Verhalten eines Konsumenten mit einer gegen 1 konvergierenden Wahrscheinlichkeit vorherzusagen (*Predictive Analytics*), so werden die Theorien der klassischen Käuferverhaltensforschung nicht mehr benötigt und haben für die ACA auch keine Bedeutung mehr. Der Grund hierfür ist, dass die Nachvollziehbarkeit der KI-Modellierungen für den Marketing-Entscheider aufgrund der Modellkomplexitäten zum einen nicht möglich und zum anderen auch nicht erforderlich ist, da ihm daraus kein nennenswerter Nutzen mehr erwächst. Damit wird die Käuferverhaltensforschung klassischer Prägung durch die Algorithmen der KI ersetzt und die generierten Modelle stellen für den Marketing-Entscheider eine *Black-Box* dar.

Im Vergleich zur klassischen *Käuferverhaltensforschung* setzt die ACA auch nicht erst bei den Bedürfnissen der Konsumenten an, sondern analysiert bereits die Bedürfnisentstehung am so genannten Point of Need (Reinartz/Imschloß 2017, S. 44) und kann diese sogar vorhersagen. Ansatzpunkt ist dabei der so genannte *Point of Relevance*, der nach Mohr (2020, S. 200ff.) einen konsumentenseitigen Bedarfspunkt kennzeichnet, der durch die KI autonom identifiziert werden kann. Dadurch können Kundenbedürfnisse antizipiert werden, die selbst noch gar nicht in das Bewusstsein des Konsumenten (Point of Need) gelangt sind. Die ACA kann damit einen Anbieter auf Bedarfssituationen auf der Konsumentenseite hinweisen, die dem Konsumenten selbst noch gar nicht bewusst sind. Das aber bedeutet, dass dem Konsumenten Leistungen angeboten werden können, bevor er einen konkreten Bedarfswunsch aktiv geäußert hat. Damit ist der klassischerweise unterstellte Informationsvorsprung der Nachfrager im Hinblick auf die eigene Bedürfnissituation nicht mehr gegeben, und es kommt zu einem *Wechsel der Informationsasymmetrie*: Der Anbieter erlangt gegenüber dem Nachfrager einen Informationsvorsprung im Hinblick auf dessen Bedürfnislage (vgl. auch Backhaus/Paulsen 2018, S. 111). Der Point of Relevance ist weiterhin auch der Ansatzpunkt für *Prescriptive Analytics* zur Beeinflussung von Bedürfnisdeterminanten. Dadurch können Bedürfnissituationen konsumentenseitig nicht nur verändert, sondern auch Kaufentscheidungen in eine vom Anbieter gewünschte Richtung gelenkt werden.

Weiterhin unterscheidet sich die ACA auch deutlich von der Ablauflogik der klassischen *Marktforschung*: Die *Datengewinnung* erfolgt nicht mehr nach einem vom Anwender definierten Erhebungsdesign, sondern permanent, automatisch und in Echtzeit. Auch werden Daten nicht mehr vor dem Hintergrund vorab definierter Problemstellungen erhoben, sondern die Problemstellungen dienen der Definition von Zielgrößen, nach deren Maßgabe dann im Big Data-Datenpool nach Variablenkombinationen gesucht wird, die diese Zielgrößen bestmöglich erfüllen können. Entscheidend ist dabei auch die Erfassung des realen Kontextes auf der Konsumentenseite, da dieser maßgeblich die Entscheidungen der Nach-

frager beeinflusst. Im Hinblick auf die *Datenauswertung* ist festzustellen, dass diese aufgrund lernender Algorithmen ebenfalls weitgehend autonom erfolgt. Aufgrund der Komplexität der Datenstrukturen und der Algorithmen wird es auch hier für den Marketing-Entscheider immer schwieriger, die Vorgehensweise der Algorithmen zu kontrollieren oder gar zu verstehen. Im Ergebnis bedeutet das aber, dass Datengewinnung und Datenauswertung miteinander verschmelzen und in den Details für den Anwender ebenfalls eine *Black-Box* darstellen. Datenerfassung und Datenauswertung fallen sogar zusammen, wenn durch die KI-Leistungsangebote in Echtzeit in einer konkreten Bedürfnis- bzw. Problemsituation auf der Konsumentenseite angeboten werden. In diesen Fällen ist eine Kontrolle durch den Marketing-Entscheider sogar ausgeschlossen.

4.2 Änderungen in der Logik der Marktbearbeitung

Aufgrund der kontinuierlichen Datenströme, die eine ACA aus der Lebenswelt des Konsumenten allgemein, aber auch im Kontext der Verwendung von Anbieterleistungen im speziellen liefert, eröffnen sich neue Angebotsoptionen. Diese ergeben sich aus der Möglichkeit der ACA zu autonomen Handlungsweisen sowohl im Hinblick auf die anbieterseitige Leistungserstellung als auch die konsumentenseitige Bedürfnisentstehung und Bedürfnisartikulation. Wird neben dem Grad des autonomen Handels der ACA zusätzlich noch die Notwendigkeit der Mitwirkung des Konsumenten bei der Kaufentscheidung betrachtet, so lassen sich die in Abbildung 5 dargestellten Formen autonomer Leistungsangebote unterscheiden, die auf der Basis einer ACA realisiert werden könnten.

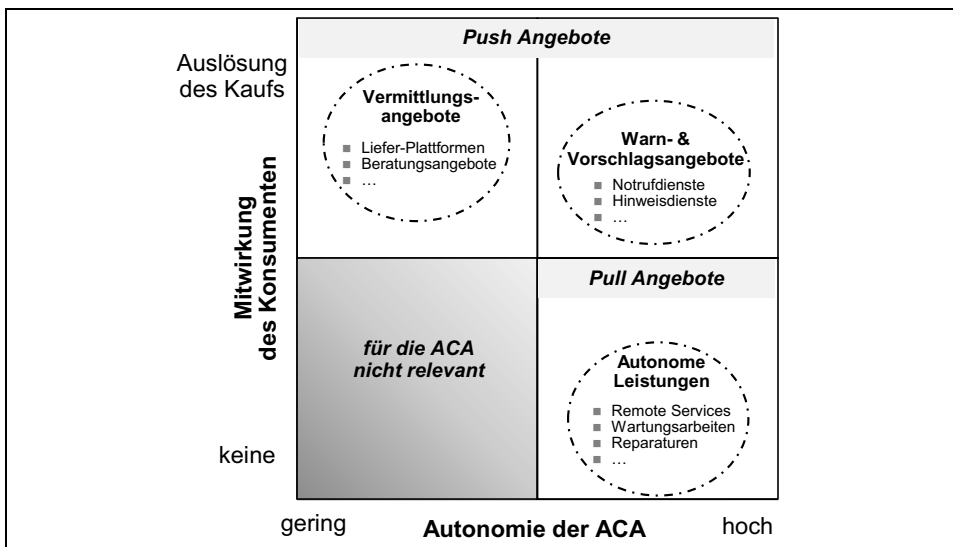


Abbildung 5: Formen autonomer Leistungsangebote durch die ACA

Bei *Push-Angeboten* werden dem Konsument Lösungsangebote z. B. unmittelbar zu einer spezifischen, in seiner Lebenswelt entstandenen Problemsituation unterbreitet. Der Konsument hat dann nur noch zu entscheiden, ob er solche Angebote bzw. Leistungen annehmen möchte oder nicht. Bei einer funktionierenden ACA ist dabei die Ablehnungswahrscheinlichkeit jedoch als äußerst gering zu erachten. Allerdings muss in diesen Fällen bereits in der Phase vor der Bedürfnisentfaltung eine Kommunikation mit dem Kunden verankert werden (vgl. auch Reinartz 2018, S. 133).

Demgegenüber ist bei *Pull-Angeboten* der Kauf vollständig automatisiert und wird über in der Lebenswelt der Konsumenten verankerte Technologien nach der Maßgabe von Kontrollwerten ausgelöst. Der Konsument selbst legt in diesen Fällen die Kaufentscheidung vollständig in die Hand der Algorithmen (Reinartz/Imschloß 2017, S. 44ff.; Selke 2017, S. 109). Solche Leistungsangebote sind vor allem dann möglich und sinnvoll, wenn in der Lebenswelt der Konsumenten Problemfälle automatisch entdeckt werden, deren Lösung auf jeden Fall erforderlich ist (z. B. Defekte oder Ausfall von Geräten, Käuferfordernis von Grundlebensmitteln). Bei Pull-Angeboten fallen nicht nur die Bedürfnisentstehung und die Kaufentscheidung zusammen, sondern im Fall von Objekten auch der anschließende „Konsum“.

5. Kritische Reflexion und Ausblick auf zukünftige Forschungsfelder zur ACA

Die in diesem Beitrag vorgetragenen Überlegungen erheben keinen Anspruch auf Allgemeingültigkeit und sind in Abhängigkeit der derzeitigen technologischen Entwicklungen entstanden. Viele der aktuell verfügbaren Technologien sind dabei noch nicht auf einem technischen Niveau, das einer ACA eine autonome Vorgehensweise in der Breite erlauben würde (siehe auch Abbildung 1). Auch bezüglich des Reifegrades heutiger KI ist festzustellen, dass diese sich zwar bereits in einem hochentwickelten Stadium befindet, aber der menschlichen Intelligenz derzeit nur bedingt und allenfalls in bestimmten Feldern überlegen ist (Martin-Jung 2019). Gerade im Konsumentenumfeld sind es aktuell überwiegend noch sehr eng definierte Aufgaben, für welche die KI überlegene Lösungen generieren kann. Auch ist zu erwarten, dass die zukünftigen technologischen Entwicklungen und vor allem deren Akzeptanz durch den Konsumenten eher langsam hin zu der für die ACA herausgestellten, umfänglichen Autonomie führen werden. Schließlich müssen sich auch die Technologien erst noch in ihrer Marktreife beweisen.

Die Darstellungen in diesem Beitrag verstehen sich deshalb als erste Überlegungen zum Konzept einer ACA, die in keiner Weise als abschließend oder gar vollständig zu bezeichnen sind. Intendiert war ein erster Diskussionsbeitrag für einen Marketing-Ansatz, der unter Ausnutzung aktueller und sich für die Zukunft bereits abzeichnender Technologien neuartige Optionen in der Marktanalyse und der Marktbearbeitung ermöglichen kann.

Viele Detailfragen stehen dabei noch aus und müssen in weiteren Forschungsarbeiten geklärt werden. Auch ist die Realisierung einer ACA in der in diesem Beitrag vorgestellten Form wahrscheinlich erst in weiterer Zukunft zu erwarten. Dabei können durch zukünftige technologische Entwicklungen auch grundlegende Veränderungen eintreten, die Modifikationen sowie Anpassungen im hier vorgestellten Konzept der ACA erforderlich machen werden. Es ist aber auch denkbar, dass die technologischen Entwicklungen und deren Akzeptanz auf der Konsumentenseite zu einer schnellen Etablierung und Ausbreitung der ACA führen werden.

Neben diesen Relativierungen sei weiterhin auch auf kritische Aspekte im Zusammenhang mit dem Konzept einer ACA hingewiesen: Ein erstes Problemfeld liegt in dem aktuell existierenden Fähigkeitsspektrum der KI. Eine KI erkennt in Datenmengen Korrelationen und Muster. Diese könnten mitunter zur Bildung von *Stereotypen und Vorurteilen* im Prozess der Modellbildung und Entscheidungsfindung führen (Weiber/Mohr 2020, S. 1117): So könnte eine KI beispielsweise aus der Analyse von Bilddatensätzen lernen, dass Männer häufiger ein alkoholisches Getränk in der Hand halten als Frauen, während diese vermehrt in Küchen zu sehen sind. Aufbauend auf diesen Wahrscheinlichkeiten ist es dann möglich, dass eine ACA Männern, die eine Küche betreten, eher Angebote im Zusammenhang mit alkoholischen Getränken und Frauen eher ein Angebot zum Kochen unterbreiten würde (Zhao et al. 2017, S. 1ff.; Ye et al. 2019, S. 361).

Weiterhin agiert die ACA nicht nur als Stellvertreter für Konsumenten und Unternehmen, sondern kann aufgrund permanenter Selbstoptimierung auch von ursprünglich intendierten Zielen abweichen. Dadurch, dass die Abläufe bei der ACA für den Menschen weitgehend eine Black-Box darstellen und in extrem hoher Geschwindigkeit ablaufen, wird eine Kontrolle durch den Menschen sehr schwierig bis unmöglich. Eine vollständige Autonomie der ACA geht deshalb mit rechtlichen und regulatorischen Herausforderungen einher. Vor allem die Fragen nach Verantwortlichkeit und Haftung für autonom von einer ACA getroffene Entscheidungen und initiierte Handlungen bedürfen einer Klärung. Schließlich führt die zunehmende Autonomie der ACA gleichzeitig auch zu einem *Verlust menschlicher Autonomie*, was in der Literatur unter dem Schlagwort „Technologie-Paternalismus“ diskutiert wird (Spiekermann/Pallas 2007, S. 311 ff.; Mattern/Langheinrich 2008, S. 56ff.). Eine automatisierte Leistungserbringung kann vom Konsumenten auch als „Bevormundung“ wahrgenommen werden. Hier ist deshalb eine besondere Sensibilisierung erforderlich, und der Aufbau von Vertrauen erlangt herausragende Bedeutung für den Erfolg der ACA. Vertrauen in technologische Prozesse und die Sicherheit persönlicher Daten kann dabei aber auch durch die Technologien selbst erzeugt werden, was von der Gartner Group in den Technologietrends „*Transparency and Traceability*“ (Gartner 2019) und „*Privacy-Enhancing-Computation*“ (Gartner 2020b) zusammengefasst wurde.

Trotz dieser kritischen Aspekte ist davon auszugehen, dass sich eine ACA dennoch in bestimmten Anwendungsfeldern etablieren wird, sodass es lohnenswert erscheint, die hier

erst in Grundzügen vorgestellten Überlegungen zukünftig weiter zu vertiefen. Exemplarisch seien abschließend die folgenden Forschungsthemen zur Weiterentwicklung einer ACA genannt:

- Die für eine ACA in diesem Beitrag als typisch herausgestellten *echtzeitbasierten Kundenmodelle* bedürfen einer genauen Modellierung und weiteren Konkretisierung. Aufgrund der dynamischen Kunden-Lebenswelt sollte dabei vor allem dem Aspekt der „Agilität“ eine besondere Beachtung beigemessen werden.
- Die ACA ist in der Lebenswelt der Konsumenten verankert und ermöglicht vor allem ein Monitoring der konsumentenseitigen Alltags- bzw. Nutzungsprozesse. Die *Nutzungsprozessanalyse* ist deshalb für eine ACA von besonderer Bedeutung. Über hierzu bereits bestehende grundlegende Arbeiten (z. B. Kleinaltenkamp 2013, S. 9ff.; Roth/Pfisterer 2014, S. 230ff.; Leite Ferreira 2017, S. 79ff.; Pfisterer 2017, S. 86ff.) hinaus, muss deshalb die Nutzungsprozessanalyse in die ACA integriert werden.
- Nutzungsprozesse dürfen nicht allein im Hinblick auf Objektnutzungen gesehen werden, sondern sind auch im Kontext der an den Nutzungsprozessen beteiligten Akteure zu betrachten. *Akteurs-Analysen* im so genannten Usage-Center (Kreis/Wieser 2015, S. 77ff.; Kleinaltenkamp et al. 2017, S. 723ff.; Weiber/Lichter 2020, S. 809ff.) sind deshalb auch für die ACA dringend erforderlich.
- Analog zu Dienstleistungen 4.0 führt auch die ACA im Ergebnis zu einer deutlichen *kognitiven Entlastung* der Nachfrager (Bathen 2017, S. 11ff.; Mohr 2020, S. 109ff.). Diese kann als ein wesentlicher Vorteil einer ACA angesehen werden, weshalb sie in weiteren Forschungsarbeiten tiefergehend berücksichtigt werden sollte.
- Da auch die ACA auf die Vermarktung von Leistungen in den Nutzungsprozessen der Konsumenten abzielt, sollten hierzu bereits bestehende Konzepte, wie z. B. die *Anbieterintegration* (Hörstrup 2012, S. 63ff.; Weiber 2017, S. 637ff.) auf die ACA übertragen und angepasst werden.
- Die Überlegungen der ACA, die zunächst auf den Konsumenten allgemein abstellen, sollen zu einem umfassenderen Marketing-Ansatz im Sinne eines „*Autonomous Customer Management*“ ausgebaut werden, der dann auch das Marketing-Controlling und die für eine ACA erforderlichen unternehmensinternen Voraussetzungen und Prozessabstimmungen in die Betrachtungen einbezieht.

Abschließend sei festgehalten, dass die genaue Ausgestaltung und die möglichen Anwendungsfelder einer ACA maßgeblich von den zukünftigen technologischen Entwicklungen abhängig sein werden. Ob sich dann eine ACA etablieren wird, die eine, wie in diesem Beitrag vorgestellt, nahezu vollständige Autonomie erzielt, lässt sich derzeit nur schwer abschätzen. Allerdings sprechen die aktuellen und auch zukünftig zu erwartenden Entwicklungen im Umfeld der KI dafür, dass eine vollkommen automatisierte ACA möglich sein wird. Die immer größer werdende Menge an Informationen, die automatisch in der Lebenswelt der Konsumenten gewonnen werden und die Möglichkeiten der Analytics machen es immer einfacher, verlässliche Prognosen zu erstellen (Ivancic/Ott 2020, S. 21ff.). Diese hohe Verlässlichkeit wird allerdings „erkauft“ durch ein für den Menschen immer

komplexer und undurchsichtiger werdendes Technologie- und Methodennetzwerk. Wollen weder Anbieter noch Konsumenten auf den Vorteil quasi sicherer Entscheidungen verzichten, so ist der Weg zu einer ACA für bestimmte Anwendungsfälle aber fast schon als alternativlos zu bezeichnen.

Literaturverzeichnis

- Alpaydin, E. (2019): Maschinelles Lernen, 2. Aufl., Berlin/Boston.
- Associated Press News (2017): Putin – Leader in Artificial Intelligence Will Rule World, <https://apnews.com/article/bb5628f2a7424a10b3e38b07f4eb90d4> (Zugriff am 04.11.2020).
- Auth, G./Dürk, C./Jokisch, O. (2018): Per Autopilot zum Projekterfolg? Einsatzpotenziale Künstlicher Intelligenz im Projektmanagement, in: Mikusz, M./Volland, A./Engstler, M./Fazal-Baqae, M./Hanser, E./Linssen, O. (Hrsg.): Projektmanagement und Vorgehensmodelle 2018, Bonn, S. 27-40.
- Backhaus, K./Erichson, B./Gensler, S./Weiber, R./Weiber, T. (2021): Multivariate Analysemethoden, 16. Aufl., Wiesbaden.
- Backhaus, K./Erichson, B./Weiber, R. (2015): Fortgeschrittene Multivariate Analysemethoden – Eine anwendungsorientierte Einführung, 3. Aufl., Wiesbaden.
- Backhaus, K./Paulsen, T. (2018): Vom Homo Oeconomicus zum Homo Digitalis – Die Veränderung der Informationsasymmetrien durch die Digitalisierung, in: Bruhn, M./Kirchgeorg, M. (Hrsg.): Marketing Weiterdenken – Zukunftspfade für eine marktorientierte Unternehmensführung, Wiesbaden, S. 105-122.
- Balaganur, S. (2020): What is Autonomous Analytics?, <https://analyticsindiamag.com/what-is-autonomous-analytics/> (Zugriff am 04.11.2020).
- Banerjee, A./Bandyopadhyay, T./Acharya, P. (2013): Data Analytics – Hyped Up Aspirations or True Potential?, in: Vikalpa – The Journal for Decision Makers, Vol. 38, No. 4, S. 1-12.
- Bathen, M. (2017): Overload im e-Commerce – Überwindung der negativen Effekte umfangreicher Angebote im Online-Handel, Hamburg.
- Bennett, J. (2016): Preparing for Algorithms and Autonomous Business, <https://www.gartner.com/smarterwithgartner/algorithms-autonomous-business/> (Zugriff am 18.12.2020).
- Berthold, M.R./Borgelt, C./Höppner, F./Klawonn, F./Silipo, R. (2020): Guide to Intelligent Data Science, 2. Aufl., Cham.
- Beyerer, J./Richter, M./Nagel, M. (2018): Pattern Recognition – Introduction, Features, Classifiers and Principles, Berlin/Boston.

- Bruhn, M./Hadwich, K. (2017): Dienstleistungen 4.0 – Erscheinungsformen, Transformationsprozesse und Managementimplikationen, in: Bruhn, M./Hadwich, K. (Hrsg.): Dienstleistungen 4.0. Band 1 – Forum Dienstleistungsmanagement, Wiesbaden, S. 3-40.
- Bruhn, M. (2019): Marketing – Grundlagen für Studium und Praxis, 14. Aufl., Wiesbaden.
- Bundesministerium für Wirtschaft und Energie (2020a): Jarzombek – „In der Krise nach vorne schauen – Die Chancen von Künstlicher Intelligenz nutzen.“, <https://www.bmwi.de/Redaktion/DE/Pressemitteilungen/2020/20200330-jarzombek-in-der-krise-nach-vorne-schauen.html> (Zugriff am 15.08.2020).
- Bundesministerium für Wirtschaft und Energie (2020b): Einsatz von Künstlicher Intelligenz in der Deutschen Wirtschaft – Stand der KI-Nutzung im Jahr 2019, https://www.bmwi.de/Redaktion/DE/Publikationen/Wirtschaft/einsatz-von-ki-deutsche-wirtschaft.pdf?__blob=publicationFile&v=8 (Zugriff am 15.08.2020).
- Davenport, A.H./Harris, J.G. (2007): Competing on Analytics – The New Science of Winning, Brighton.
- Delen, D./Zolbanin, H.M. (2018): The Analytics Paradigm in Business Research, in: Journal of Business Research, Vol. 90, No. 1, S. 186-195.
- Deshpande, P.S./Sharma, S.C./Peddoju, S.K. (2019): Security and Data Storage Aspect in Cloud Computing, Singapore.
- Dorschel, W./Dorschel, J. (2018): Einführung, in: Dorschel, J. (Hrsg.): Praxishandbuch Big Data – Wirtschaft – Recht – Technik, Wiesbaden, S. 1-14.
- El Saddik, A. (2018): Digital Twins – The Convergence of Multimedia Technologies, in: IEEE MultiMedia, Vol. 25, No. 2, S. 87-92.
- Ertel, W. (2016): Grundkurs Künstliche Intelligenz, 4. Aufl., Wiesbaden.
- Evans, J. (2017): Business Analytics, 2. Aufl., Essex.
- Freund, R./Haustein, T./Kasparick, M./Mahler, K./Schulz-Zander, J./Thiele, L./Wiegand, T./Weiler, R. (2018): 5G-Datentransport mit Höchstgeschwindigkeit, in: Neugebauer R. (Hrsg.): Digitalisierung, Berlin/Heidelberg, S. 89-111.
- Gartner (2019): Gartner Top 10 Strategic Technology Trends for 2020, <https://www.gartner.com/smarterwithgartner/gartner-top-10-strategic-technology-trends-for-2020/> (Zugriff am 05.11.2020).
- Gartner (2020a): 5 Trends Drive the Gartner Hype Cycle for Emerging Technologies, 2020, <https://www.gartner.com/smarterwithgartner/5-trends-drive-the-gartner-hype-cycle-for-emerging-technologies-2020/> (Zugriff am 03.09.2020).
- Gartner (2020b): Gartner Identifies the Top Strategic Technology Trends for 2021, <https://www.gartner.com/en/newsroom/press-releases/2020-10-19-gartner-identifies-the-top-strategic-technology-trends-for-2021> (Zugriff am 05.11.2020).

- Ghavami, P. (2020): *Big Data Analytics Methods – Analytics Techniques in Data Mining, Deep Learning and Natural Language Processing*, 2. Aufl., Boston/Berlin.
- Görz, G./Braun, T./Schmid, U. (2021): Einleitung, in: Görz, G./Schmid, U./Braun, T. (Hrsg.): *Handbuch der Künstlichen Intelligenz*, 6. Aufl., Berlin/Boston, S. 1-26.
- Hair, J.F./Black, W.C./Babin, B.B./Anderson, R.E. (2018): *Multivariate Data Analysis*, 8. Aufl., Cengage.
- Herzwurm, G./Henzel, R. (2020): Cloud Computing – gekommen um zu bleiben, in: Kollmann, T. (Hrsg.): *Handbuch Digitale Wirtschaft*, Band 2, Wiesbaden, S. 877-909.
- Hippmann, S./Klingner, R./Leis, M. (2018): Digitalisierung – Anwendungsfelder und Forschungsziele, in: Neugebauer, R. (Hrsg.): *Digitalisierung*, Berlin/Heidelberg, S. 9-18.
- Hörstrup, R. (2012): *Anbieterintegration – Ein konzeptioneller Ansatz zur Analyse und Gestaltung kundenseitiger Nutzungsprozesse*, Hamburg.
- Hude, M. von der (2020): *Predictive Analytics und Data Mining – Eine Einführung mit R*, Wiesbaden.
- Huo, R./Kong, Y./Cai, B./Liu, H. (2020): Unstructured Big Data Analysis Algorithm and Simulation of Internet of Things Based on Machine Learning, in: *Neural Computing and Applications*, Vol. 32, No. 1, S. 5399-5407.
- Ivancic, R./Ott, S. (2020): Machine Economicus – Business Forecast 4.0 – Methods to Predict Short-, Medium- and Long-Term Futures, in: *Marketing Review* St. Gallen, Vol. 2020, No. 3, S. 20-31.
- Joshi, A.V. (2020): *Machine Learning and Artificial Intelligence*, Cham.
- Katsov, I. (2018): *Introduction to Algorithmic Marketing – Artificial Intelligence for Marketing Operations*, Sunnysvale.
- Kietzmann, J./Paschen, J./Treen, E. (2018): Artificial Intelligence in Advertising, in: *Journal of Advertising Research*, Vol. 53, No. 3, S. 263-267.
- King, S. (2014): *Big Data – Potential und Barrieren der Nutzung im Unternehmenskontext*, Wiesbaden.
- Kleinaltenkamp, M. (2013): Nutzungsprozesse – Die vernachlässigte Seite der Wertschöpfung, in: Schmitz, G. (Hrsg.): *Theorie und Praxis des Dienstleistungsmarketing*, Wiesbaden, S. 2-25.
- Kleinaltenkamp, M./Plewa, C./Gudergan, S./Karpen, I.O./Chen, T. (2017): Usage Center – Value Cocreation in Multi-Actor Usage Processes, in: *Journal of Service Theory and Practice*, Vol. 27, No. 4, S. 721-737.
- Kordon, A.K. (2020): *Applying Data Science – How to Create Value with Artificial Intelligence*, Cham.

- Kreis, H./Wieser, D. (2015): Die Rolle von C2C-Interaktionen bei der Wertschöpfung in Nutzungsprozessen, in: Fließ, S./Haase, M./Jacob, F./Ehret, M. (Hrsg.): Kundenintegration und Leistungslehre – Integrative Wertschöpfung in Dienstleistungen, Solutions und Entrepreneurship, Wiesbaden, S. 69-85.
- Kreutzer, R.T./Sirrenberg, M. (2019): Künstliche Intelligenz verstehen, Wiesbaden.
- Laney, D. (2001): 3-D Data Management – Controlling Data Volume, Velocity and Variety, META Group Research Note, No. 6, Stanford.
- LaValle, S./Lesser, E./Shockley, R./Hopkins, M.S./Kruschwitz, N. (2010): Big Data, Analytics and the Path from Insights to Value, in: MIT Sloan Management Review, Vol. 52, No. 2, S. 21-31.
- Lee, R.S.T. (2020): Artificial Intelligence in Daily Life, Singapore.
- Leite Ferreira, J.K. (2017): Die Wertkette des Konsumenten – Analyse der Wertentwicklung in kundenseitigen Nutzungsprozessen, Hamburg.
- Lepenioti, K./Bousdekis, A./Apostolou, D./Mentzas, G. (2020): Prescriptive Analytics – Literature Review and Research Challenges, in: International Journal of Information Management, Vol. 50, No. 1, S. 57-70.
- Little, J.D.C. (1970): Models and Managers – The Concept of a Decision Calculus, in: Management Science, Vol. 16, No. 8, S. 466-485.
- Lustig, I./Dietrich, B./Johnson, C./Dziekan, C. (2010): The Analytics Journey, in: Analytics Magazine, Vol. 3, No. 6, S. 11-13.
- Martin-Jung, H. (2019): Was KI schon kann – und was nicht, <https://www.sueddeutsche.de/digital/kuenstliche-intelligenz-machine-learning-bildererkennung-schmidhuber-1.4297963> (Zugriff am: 11.01.2021).
- Mattern, F./Langheinrich, M. (2008): Eingebettete, vernetzte und autonom handelnde Computersysteme – Szenarien und Visionen, in: Kündig, A./Bütschi, D. (Hrsg.): Die Verselbstständigung des Computers, Zürich, S. 55-75.
- McAfee, A./Brynjolfsson, E. (2012): Big Data – The Management Revolution, in: Harvard Business Review, Vol. 90, No. 10, S. 61-67.
- McCarthy, R.V./McCarthy M.M./Ceccucci, W./Halawi, L. (2019): Applying Predictive Analytics – Finding Value in Data, Cham.
- Meffert, H./Burmman, C./Kirchgeorg, M./Eisenbeiß, M. (2018): Marketing – Grundlagen marktorientierter Unternehmensführung – Konzepte – Instrumente – Praxisbeispiele, 13. Aufl., Wiesbaden.
- Mohanty, H. (2015): Big Data – An Introduction, in: Mohanty, H./Bhuyan, P./Chenthati, D. (Hrsg.): Big Data – Studies in Big Data, 11. Aufl., Neu-Delhi.
- Mohr, L. (2020): Dienstleistung 4.0 – Konzeption und empirische Prüfung einer von smarten Assistenten angebotenen Dienstleistungsform, Hamburg.

- Mortenson, M.J./Doherty, N.F./Robinson, S. (2015): Operational Research from Taylorism to Terabytes – A Research Agenda for the Analytics Age, in: *European Journal of Operational Research*, Vol. 241, No. 3, S. 583-595.
- Pfisterer, L. (2017): Nutzungsprozesse und Dienstleistungen, in: Corsten, H./Roth, S. (Hrsg.): *Handbuch Dienstleistungsmanagement*, München, S. 79-94.
- Phillips-Wren, G./Esposito, A./Jain, L.C. (2021): Introduction to Big Data and Data Science – Methods and Applications, in: Phillips-Wren, G./Esposito, A./Jain, L.C. (Hrsg.): *Advances in Data Science – Methodologies and Applications*, Cham, S. 1-11.
- Reinartz, W. (2018): Kundenansprache in Zeiten digitaler Transformation, in: Bruhn, M./Kirchgeorg, M. (Hrsg.): *Marketing Weiterdenken*, Wiesbaden, S. 123-137.
- Reinartz, W./Imschloß, M. (2017): Vom Point-of-Sale zum Point-of-Need – Digitale Technologien und die neue Welt des Einzelhandels, in: *Zukunft des Einzelhandels*, 9. Jg., Nr. 1, S. 43-47.
- Richter, S. (2019): *Statistisches und maschinelles Lernen*, Berlin/Heidelberg.
- Roepert, J.W. (2020): Digital Supply Chain – Die Digitalisierung der Supply Chain mit Hilfe von IoT, Machine Learning, Blockchain, Predictive Analytics und Big Data, in: Voß, P. (Hrsg.): *Logistik – die unterschätzte Zukunftsindustrie*, 2. Aufl., Wiesbaden, S. 83-98.
- Roth, S./Pfisterer, L. (2014): Die Bedeutung von Nutzungsprozessen für den Service Value, in: Bruhn, M./Hadwich, K. (Hrsg.): *Service Value als Werttreiber*, Wiesbaden, S. 223-243.
- Selke, S. (2017): Assistive Kolonialisierung – Von der „Vita activa“ zur „Vita assistiva“, in: Biniok, P./Lettkemann, E. (Hrsg.): *Assistive Gesellschaft – Multidisziplinäre Erkundungen zur Sozialform „Assistenz“*, Wiesbaden, S. 99-119.
- Sharda, R./Delen, D./Turban, E. (2018): *Business Intelligence, Analytics and Data Science – A Managerial Perspective*, 4. Aufl., Harlow.
- Soltanpoor, R./Sellis, T. (2016): Prescriptive Analytics for Big Data, in: Cheema, M./Zhang, W./Chang, L. (Hrsg.): *Databases Theory and Applications*, Cham.
- Spiekermann, S./Pallas, F. (2007): Technologiepaternalismus – Soziale Auswirkungen des Ubiquitous Computing jenseits von Privatsphäre, in: Mattern, F. (Hrsg.): *Die Informatisierung des Alltags – Leben in smarten Umgebungen*, Wiesbaden, S. 311-325.
- Tukey, J.W. (1962): The Future of Data Analysis, in: *The Annals of Mathematical Statistics*, Vol. 33, No. 1, S. 1-67.
- Tukey, J.W. (1977): *Exploratory Data Analysis*, London.
- Vamsidhar, E./Karthikeyan, C./Banerjee, D. (2020): Introduction to the Internet of Things, in: Prakash, K.B. (Hrsg.): *From the Foundations to the Latest Frontiers in Research*, Berlin/Boston, S. 1-41.

- Voeth, M./Herbst, U. (2013): Marketing-Management – Grundlagen, Konzeption und Umsetzung, Stuttgart.
- Volk, M./Staegemann, D./Turowski, K. (2020): Big Data, in: Kollmann, T. (Hrsg.): Handbuch Digitale Wirtschaft, Wiesbaden, S. 1037-1054.
- Weber, F. (2020): Künstliche Intelligenz für Business Analytics – Algorithmen, Plattformen und Anwendungsszenarien, Wiesbaden.
- Weiber, R. (2017): Anbieterintegration – Das Management der Wertkette des Konsumenten, in: Corsten, H./Roth, S. (Hrsg.): Handbuch Dienstleistungsmanagement, München, S. 631-657.
- Weiber, R./Lichter, D. (2020): Share Economy – Die „neue“ Ökonomie des Teilens, in: Kollmann, T. (Hrsg.): Handbuch Digitale Wirtschaft, Wiesbaden, S. 789-822.
- Weiber, R./Mohr, L. (2020): Dienstleistung 4.0, in: Kollmann, T. (Hrsg.): Handbuch Digitale Wirtschaft, Wiesbaden, S. 1091-1126.
- Weiber, R./Mohr, L./Weiber, T. (2017): Butler-Services als Dienstleistungen 4.0 zur Entlastung von Konsumenten in ihren Alltagprozessen, in: Bruhn, M./Hadwich, K. (Hrsg.): Dienstleistungen 4.0 – Band 1, Wiesbaden, S. 61-96.
- Weiber, R./Pohl, A. (2015): Grundlagen des Marketings, in: Schweitzer, M./Baumeister, A. (Hrsg.): Allgemeine Betriebswirtschaftslehre, 11. Aufl., Berlin, S. 615-664.
- Weiber, R./Sarstedt, M. (2021): Strukturgleichungsmodellierung, 3. Aufl., Wiesbaden.
- Ye, H./Jeong, H./Zhong, W./Bhatt, S./Izzetoglu, K./Ayaz, H./Suri, R. (2020): The Effect of Anthropomorphization and Gender of a Robot on Human-Robot Interactions, in: Proceedings of the AHFE 2019 International Conference on Neuroergonomics and Cognitive Engineering, and the AHFE International Conference on Industrial Cognitive Ergonomics and Engineering Psychology, San Diego, S. 357-362.
- Zhao, J./Wag, T./Yatskar, M./Ordonez, V./Cheng, K.-W. (2017): Men also like Shopping, <https://arxiv.org/pdf/1707.09457.pdf> (Zugriff am 15.09.2020).



Jens Lamprecht und Susanne Robra-Bissantz

This Is A Lemon and This Is Not – Was uns Künstliche Intelligenz über unsere Nutzer sagen kann

1. Einleitung
2. Theoretische Grundlagen
 - 2.1 Digitale Plattformen
 - 2.2 Reziprozität
 - 2.3 Informationsasymmetrie
3. Methodisches Vorgehen
 - 3.1 Datenaufbereitung
 - 3.2 Extraktion von Eigenschaften
 - 3.3 Erstellung eines Prognosemodells
4. Maßnahmen
5. Zusammenfassung und Ausblick

Literaturverzeichnis

Jens Lamprecht, M.Sc., ist wissenschaftlicher Mitarbeitender am Lehrstuhl für Informationsmanagement der Technischen Universität Braunschweig. Prof. Dr. *Susanne Robra-Bissantz* leitet das Institut für Wirtschaftsinformatik der Technischen Universität Braunschweig und dort den Lehrstuhl Informationsmanagement.

1. Einleitung

1970 beschreibt George A. Akerlof (1970) den Einfluss der Informationsasymmetrie auf den Gebrauchtwagenmarkt und erhält dafür im Jahre 2001 den Nobelpreis. In seinem Artikel zeigt er auf, wie Gebrauchtwagen in einem schlechten Zustand (im englischen so genannte „*Lemons*“) als im guten Zustand ausgegeben werden und von diesen, aufgrund der Informationsasymmetrie zwischen Käufern und Verkäufern, auch nur schwer unterschieden werden können. Langfristig führt dies dazu, dass Angebote von schlechten Gebrauchtwagen gute Gebrauchtwagen vom Markt verdrängen, was schließlich zu einem Marktversagen führt. Dieser Einfluss der Informationsasymmetrie findet sich jedoch auch auf neuartige, digitale Geschäftsmodelle wieder. Neben klassischen Geschäftsmodellen, die auf dem Handel beruhen, haben sich, getrieben durch die Digitalisierung, auch verschiedene Geschäftsmodelle durchgesetzt, die auf *digitalen Plattformen* beruhen. Im Fokus dieser Plattformen steht im Wesentlichen die Unterstützung der Nutzer bei verschiedenartigen Austauschbeziehungen. Die Plattform übernimmt dabei in der Regel eine Vermittlungsposition zwischen den Nutzern. Dies kann z. B. das finanzielle Unterstützen von Projekten auf Crowdfunding-Plattformen, der Austausch von Wissen auf Frage-und-Antwort-Plattformen, oder auch Nachbarschaftshilfen, die über eine Plattform organisiert werden sein. Gemeinsam haben diese Plattformen jedoch, dass bei dem Austausch das Risiko von den Nutzern getragen wird; es ist unklar, ob das unterstützte Projekt realisiert, eigene Fragen ebenfalls beantwortet oder auch aus meiner Nachbarschaft jemand hilft, wenn ich mal Hilfe brauche. Funktioniert dieser Austausch nicht, fällt dies negativ auf die Reputation der Plattform zurück. Der von Akerlof beschriebene Sachverhalt lässt sich somit im Wesentlichen auch auf diese Plattformen übertragen, indem die Plattform selbst als Markt gesehen werden kann und Nutzer, die ihren Verpflichtungen nicht ordnungsgemäß nachkommen als „*Lemons*“. Verdrängen die schlechten Nutzer die guten Nutzer führt dies zum Marktversagen – dem Versagen der Plattform und dem damit verbundenen Fehlschlag der Unternehmung. Der Erfolg digitaler Plattformen hängt damit maßgeblich an der *Identifikation guter und schlechter Nutzer*. Dies ist jedoch für viele Unternehmen eine nicht triviale Aufgabe, da viele Eigenschaften der Nutzer verdeckt sind und nicht offensichtlich beobachtbar. Künstliche Intelligenz, insbesondere Verfahren des Maschinellen Lernens können hier jedoch ansetzen und bieten Möglichkeiten, wie sie noch vor einigen Jahren undenkbar erschienen. Durch gestiegene Rechenkapazitäten und Entwicklungen wie Big Data, finden diese Verfahren auch in immer mehr Unternehmen Einzug und sind nicht nur noch Universitäten und global agierenden Konzernen vorbehalten.

Im Rahmen dieses Artikels wird ein Verfahren aufgezeigt und konzeptionell beschrieben, das Künstliche Intelligenz in Form von Verfahren des maschinellen Lernens nutzt, um eben diese zuvor beschriebene *Informationsasymmetrie* aufzulösen. Hierfür werden zunächst natürlichsprachliche Texte von Nutzern auf Signale untersucht und entsprechende

Eigenschaften daraus abgeleitet. Diese Eigenschaften werden dann genutzt, um Prognosen für ein potenzielles Nutzerverhalten zu erstellen und Maßnahmen daraus abzuleiten, um einen Reputationsverlust von digitalen Plattformen durch nicht reziprok handelnde Nutzer zu vermeiden.

2. Theoretische Grundlagen

2.1 Digitale Plattformen

Durch die Digitalisierung und die damit verbundene ständige und globale Verfügbarkeit von Informationen entstehen neue Dienste in Form von digitalen Plattformen, die im reinen offline Kontext unmöglich schienen. Täglich interagieren hunderttausende von Nutzern auf verschiedensten dieser Plattformen, um z. B. ihr Wissen bei *Stack Exchange* zu teilen und sich bei schwierigen Fragestellungen zu unterstützen, oder um auf *Kickstarter* eine Projektidee global vorzustellen und um Unterstützer zu werben. Neben den reinen Funktionen zur Unterstützung des Interaktions- und Austauschprozesses bilden diese Plattformen auch zunehmend mehr soziale Funktionen ab, wie z. B. Vernetzungsmöglichkeiten und Gruppenfunktionen, wie sie sonst nur auf dedizierten sozialen Netzwerken, wie *Facebook* zu finden sind. Diese Plattformen werden damit zunehmend selbst zu sozialen Netzwerken (Kavanaugh/Patterson 2001). Damit einher gehen bestimmte *soziale Werte*, wie Freiwilligkeit, Kooperation und Reziprozität, die diese Netzwerke prägen. Diese spiegeln sich nicht nur in der Interaktion der Nutzer untereinander, wie z. B. beim Wissensaustausch, der vollständig auf Freiwilligkeit basiert, sondern auch in den formalen Regelungen der Plattformen wieder, so kommen diese z. T. komplett ohne rechtlich verbindliche Verträge aus, indem sozialen Normen an deren Stelle treten.

2.2 Reziprozität

Neben der Freiwilligkeit ist Reziprozität eine der wesentlichen *Verhaltensregeln* von digitalen Plattformen. Reziprozität impliziert, dass eine erhaltene Leistung auch immer mit einer freiwilligen Gegenleistung verknüpft ist – Erhält man auf einer Wissensaustauschplattform eine Antwort auf seine Frage, ist man auch selbst angehalten Fragen anderer Nutzer zu beantworten. Dies stärkt die Verbundenheit und das Vertrauen der Nutzer untereinander und auch in die Plattform (Dohmen et al. 2008; Herzenstein et al. 2011; Sonenshein et al. 2011). Nutzer gehen dabei jedoch auch immer in eine Vorleistung, die auch mit einem Risiko behaftet ist (Camerer 2011). Durch die Freiwilligkeit der Gegenleistung bleibt unklar, ob die Gegenleistung auch von allen Nutzern erbracht wird, oder ob meine Frage unbeantwortet bleibt, obwohl ich in Vorleistung getreten bin und schon

mehrere Fragen anderer Nutzer beantwortet habe. *Individualistische Nutzer*, die z. B. Wissen auf digitalen Plattformen konsumieren, aber selbst kein Wissen beitragen, Schaden reziprok agierenden, kooperativen Nutzern und damit verbunden auch der Plattform. In sozialen Netzwerken wird individualistisches Verhalten, wie Free-Riding (Nov/Kuk 2008; Hilbig et al. 2012) oder Social Loafing (Klehe/Anderson 2007; Hoon/Tan 2008), zumeist durch sozialisierter Kontrolle anderer Nutzer geahndet, in Form von Meidung oder dem Ausschluss entsprechender Nutzer aus dem Netzwerk (Bowles/Gintis 2002; Fehr et al. 2002). Dies ist durch die Anonymisierung, bzw. Pseudonymisierung auf digitale Plattformen jedoch nur bedingt anwendbar. Folglich sind reziprok handelnde Nutzer für andere Nutzer nicht von nicht-reziprok handelnden Nutzern zu unterscheiden; es herrscht eine *Informationsasymmetrie zwischen den Nutzern* – analog zum von Akerlof (1970) beschriebenen Sachverhalt zum Gebrauchtwagenmarkt. Für die Plattformbetreiber besteht hier akuter Handlungsbedarf, um nicht in Verruf zu geraten eine individualistische Nutzergemeinde zu haben, die reziprok agierende Nutzer immer weiter Ausnutzen und von der Plattform verdrängt.

2.3 Informationsasymmetrie

Die Informationsasymmetrie zwischen den Nutzern und die damit verbundene Unsicherheit schadet dem Austausch auf digitalen Plattformen (Lin et al. 2013), denn jedem Nutzer bleiben die Ziele und Absichten der jeweils anderen Nutzer und die Werte nach denen sie handeln, wie z. B. Reziprozität, verborgen. In der Literatur wird dies als *Unobservable Characteristics* bezeichnet (Spence 1973). Um eben diese verborgenen Eigenschaften abschätzen zu können und die Informationsasymmetrie zu überwinden, nutzen Akteure Signale (Spence 1973; Donath 2007; Gambetta, 2009). Durch beobachtbare Signale soll so Aufschluss über nicht beobachtbare Eigenschaften und Merkmale gegeben werden. Abbildung 1 stellt die Informationsasymmetrie zwischen den Nutzern und den Einsatz von *Signalen zum Überwinden dieser Informationsasymmetrie* noch einmal grafisch dar. Auf digitalen Plattformen können so z. B. Profilseiten eine wichtige Signalwirkung einnehmen (Donath/Boyd 2004; Boyd/Heer 2006; Lin et al. 2013). Dabei kann jede sichtbare Information einer Signalfunktion nachkommen, im Umkehrschluss jedoch auch jede Information die bewusst nicht preisgegeben wird (Spence 2002). Studien haben gezeigt, dass Profilen (Claes et al. 2012), Freundeslisten (Yan et al. 2015) aber vor allem vom Nutzer selbst verfasste Texte eine Signalfunktion übernehmen (Herzenstein et al. 2011; Mitra/Gilbert 2014; Moss et al. 2014; Koch/Siering 2015). Dies ist besonders relevant für die Entwicklung automatischer Verfahren, die lernen die Signale von Nutzern zu erkennen und zu interpretieren. Durch Textmining und Verfahren des maschinellen Lernens können so Verfahren entwickelt werden, die es der Plattform ermöglichen aus Textbeiträgen Rückschlüsse zu ziehen über das Verhalten ihrer Nutzer und so rechtzeitig potenziell schädliche Nutzer, die „Lemons“, zu identifizieren und entsprechend zu reagieren.

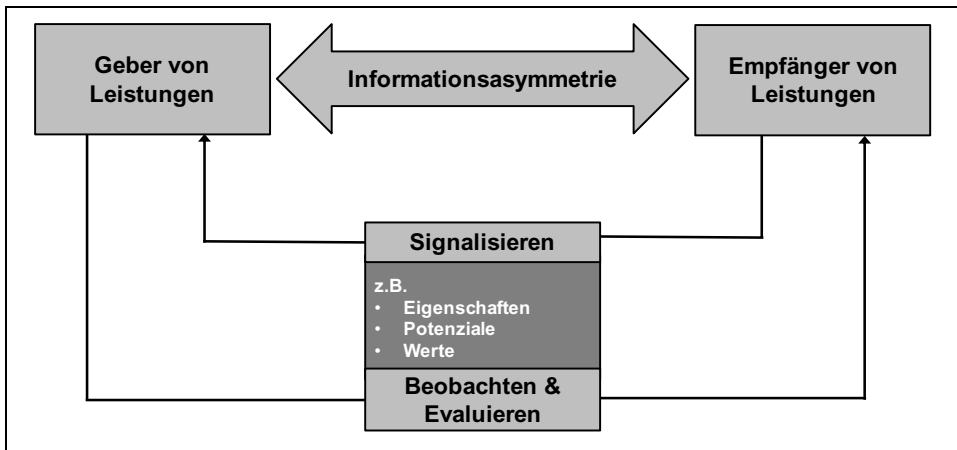


Abbildung 1: Informationsasymmetrie zwischen Gebern und Empfängern von Leistungen

3. Methodisches Vorgehen

Um von Nutzern erstellte, natürlichsprachliche Texte in Prognosen zu deren Nutzerverhalten zu überführen sind mehrere Schritte erforderlich. Zunächst erfolgt eine *Datenaufbereitung* (engl. Data Pre-Processing), durch die die Daten eine möglichst hohe Qualität für die Weiterverarbeitung bekommen sollen und in eine maschinenverwertbare Form überführt werden. Daran knüpft sich die *Extraktion von Eigenschaften* aus den aufbereiteten Daten an, was dem Beobachten von Signalen entspricht. Abschließend werden die zuvor ermittelten Eigenschaften evaluiert und durch *Prognosemodelle* in Prognosen zum Nutzerverhalten überführt. Abbildung 2 zeigt das methodische Vorgehen zur Prognoseerstellung noch einmal im Überblick. Die einzelnen Schritte werden in den nachfolgenden Unterabschnitten jeweils ausführlich erläutert.

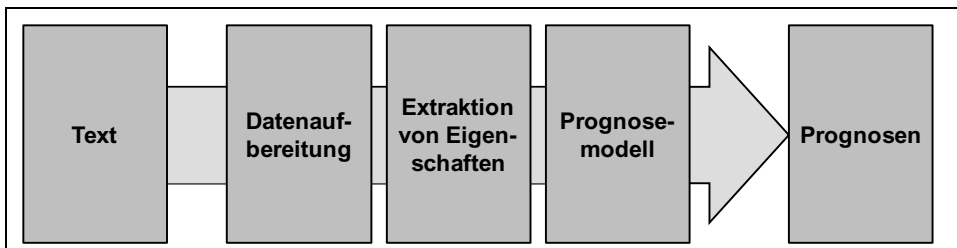


Abbildung 2: Methodisches Vorgehen zur Prognoseerstellung

3.1 Datenaufbereitung

Bei der Erstellung und dem Einsatz von Modellen des maschinellen Lernens ist die Datenaufbereitung ein wesentlicher Schritt, da die Qualität der Modelle wesentlich von der Qualität der eingesetzten Daten abhängt (Chicco 2017; Oliveri et al. 2019). Daher sollten Daten zunächst einmal auf *Vollständigkeit* geprüft werden und unvollständige Datensätze entweder komplett ausgeschlossen werden aus der weiteren Verarbeitung, oder durch entsprechende Verfahren ergänzt werden, wenn ein Ausschluss aus methodischen Gründen nicht möglich ist. Im Anschluss sollte eine *Plausibilitätsprüfung* der Daten stattfinden und geprüft werden, ob alle Daten in einem gültigen Wertebereich vorliegen, oder ob es z. B. durch Codierungen zu Fehlinterpretationen kommen kann oder bereits gekommen ist. Da es sich bei den aufzubereitenden Daten vor allem auch um Textbeiträge handelt, sind diese noch einmal besonders zu betrachten und aufzubereiten, da die Texte unter anderem HTML-Fragmente oder andere Elemente mit Formatierungsinformationen beinhalten können. Diese sind vor der Extraktion der Eigenschaften zu entfernen, da diese sonst die Ergebnisse verfälschen können. Ebenso sind Zitate anderer Nutzer, oder in den Text eingebetteter Quellcode zu entfernen um sicherzustellen, dass sämtlicher analysierter Text auch wirklich vom vermeintlichen Nutzer stammt. Sollten die zu untersuchenden Texte nicht aus einem langen Textbeitrag, wie z. B. einer Projektbeschreibung bestehen, sondern aus vielen kürzeren Beiträgen, wie Kommentaren oder Beiträgen in einem Forum, empfiehlt es sich diese Beiträge zu aggregieren und zu einem Text pro Nutzer zusammenzufassen, sodass für eine Auswertung die größtmögliche Textmenge pro Nutzer zur Verfügung steht. Die Textmenge ist dahingehend entscheidend, dass die Verfahren zur Extraktion der Eigenschaften auf eine Mindestmenge an Worten angewiesen sind, um verlässliche Ergebnisse zu gewährleisten. Diese Mindestmenge liegt, je nach verwendetem Verfahren, bei etwa 600 bis 1.000 Worten. Abschließend sollte noch die *Sprache* geprüft werden, in der die Textbeiträge vorliegen, da die meisten verfügbaren Verfahren Restriktionen haben auf die als Input zulässigen Sprachen.

3.2 Extraktion von Eigenschaften

Nachdem die Daten entsprechend aufbereitet wurden erfolgt in einem zweiten Schritt die Extraktion der Eigenschaften. Zur Operationalisierung der zu extrahierenden Eigenschaften bieten sich *Modelle zu Persönlichkeitseigenschaften* an, die aus der Psychologie entlehnt wurden (Maier 2012). Diese führen zum einen durch einen hohen Grad an Standardisierung zu validen Studienergebnissen, zum anderen ist durch die Standardisierung eine höhere Vergleichbarkeit der Studien gegeben. Für die Extraktion der Persönlichkeitseigenschaften werden Verfahren wie das *Language-Inquiry-and-Word-Count* (LIWC) (Pennebaker et al. 2007; Tausczik/Pennebaker 2010) oder *GloVe* (Schwartz et al. 2013; Plank/Hovy 2015; Arnoux et al. 2017) eingesetzt. Studien haben gezeigt, dass die Verfahren dabei gute Ergebnisse liefern konnten aus verschiedensten Textquellen wie z. B.

Tweets, Rezensionen, Kommentaren, oder gar ganzen Blogs (Fast/Funder 2008; Gill et al. 2009; Hirsh/Peterson 2009; Yarkoni 2010; Golbeck et al. 2011; Plank/Hovy 2015). Entscheidend für den praktischen Einsatz dieser Verfahren ist jedoch auch, dass diese seit geraumer Zeit von Unternehmen, wie z. B. IBM, als Service angeboten werden. Dies spart kleineren Unternehmen das Sammeln des nötigen Fachwissens und die Investition in kostspielige Hardware.

3.3 Erstellung eines Prognosemodells

Die Erstellung des Prognosemodells erfolgt in den drei Schritten *Verfahrensauswahl*, *Training und Validierung* und *Evaluation und Modellvergleich* (Abbildung 3). Bei der angestrebten Prognose des Nutzerverhaltens und der daraus resultierenden Einteilung in reziproke handelnde und nicht-reziprok handelnde Nutzer handelt es sich um ein *Klassifikationsproblem*. Zur Lösung dieses Klassifikationsproblem müssen in der Verfahrensauswahl mehrere geeignete Verfahren ausgewählt werden. Die Verfahren sollten dabei möglichst divers gewählt werden, um Anfälligkeiten gegenüber Verzerrungen und Schwächen einzelner Verfahren vorzubeugen. Caruana und Niculescu-Mizil (2006) haben in ihrer Studie die gängigsten Verfahren des maschinellen Lernens getestet und vorgestellt. Zu den vorgestellten Verfahren zählen unter anderem *künstliche neuronale Netze*, *Support Vector Machines* und *Random Forests*, aber auch klassische Verfahren wie *Naive Bayes* oder *k-nearest Neighbor*. Für das Training und die Validierung der Klassifizierer wird der Datensatz zunächst, wie von Kuhn (2008) beschriebenen, in einen *Trainingsdatensatz* und einen *Testdatensatz* geteilt, wobei darauf zu achten ist, dass die Verteilung der Zielvariablen im Trainings- und Testdatensatz möglichst gleich sein sollte. Die Wahl der Zielvariablen hängt dabei immer vom Kontext ab, in dem die Prognose durchgeführt werden soll. Im Rahmen des Crowdfunding kann das z. B. der Projekterfolg sein, oder beim Wissensaustausch, wie oft Wissen geteilt und erhalten wurde. Eine Validierung der Trainingsergebnisse kann z. B. über eine *Repeated-k-Fold-Cross-Validation* (Wong 2015) erfolgen, um bestmögliche Trainingsergebnisse zu gewährleisten. Im letzten Schritt werden dann die Modelle der Trainierten Verfahren auf den Testdatensatz angewendet. Der Testdatensatz simuliert dabei einen späteren produktiven Einsatz, bei dem neue, unbekannte Fälle klassifiziert werden müssen. Basis der Bewertung zur Performance eines Klassifizierers bildet die Genauigkeit – wie viele der Fälle wurden korrekt klassifiziert. Dabei sollte jedoch nicht nur die Genauigkeit allgemein betrachtet werden, sondern vor allem auch die *Sensitivität* und *Spezifität* der einzelnen Klassifizierer. Die *Sensitivität* beschreibt die korrekt klassifizierten positiven Fälle, während die *Spezifität* entsprechend die korrekt klassifizierten negativen Fälle beschreibt. Dies ist vor dem Hintergrund entscheidend, dass je nach Einsatzziel des Klassifizierers ein entsprechender Fokus liegen kann; gilt es zu erfahren, welche Projekte wahrscheinlich erfolgreich sind, ist eine besonders hohe Sensitivität wichtig, soll wiederum herausgefunden werden, welche Nutzer auf meiner Plattform sich nicht kooperativ verhalten wird die *Spezifität* der Klassifizierer wichtig. Eine Über-

sicht, wie sich die Genauigkeit jedes Klassifizierers aus Spezifität und Sensitivität zusammensetzt kann eine *Confusion Matrix* (Powers 2011) geben. Abschließend sollten anhand der relevanten Merkmale, wie Genauigkeit insgesamt, Sensitivität oder Spezifität, passende Klassifizierer für einen praktischen Einsatz ausgewählt und in Maßnahmen überführt werden.



Abbildung 3: Schritte zur Erstellung des Prognosemodells

4. Maßnahmen

Durch das zuvor konzeptionell beschriebene Vorgehensmodell und das daraus resultierende Verfahren kann das Verhalten der Nutzer einer Plattform prognostiziert werden und so nicht-reziprok agierende Nutzer identifiziert werden, bevor diese durch ihr Verhalten der Reputation einer Plattform schaden können. Es reicht jedoch nicht die entsprechenden Nutzer zu identifizieren; basierend auf den Prognosen müssen auch entsprechende Maßnahmen umgesetzt werden. Die einfachste Maßnahme wäre ein *Ausschluss nicht-reziprok agierender Nutzer* von der Plattform. Dies spiegelt die entsprechende Maßnahme wieder, wie sie oft in sozialen offline Netzwerken Anwendung findet – bei Fehlverhalten oder nicht Nachkommen von sozialen Normen wird der entsprechende Akteur aus einem sozialen Netzwerk ausgeschlossen (siehe Abschnitt 2.2). Alternativ kann durch so genanntes *Nudging* versucht werden eine Verhaltensänderung beim Nutzer hervorzurufen und sein Handeln reziproker zu gestalten. Ein Nudging kann auf digitalen Plattformen durch gestalterische Elemente erfolgen (Weinmann et al. 2016). Ziel des Nudgings ist es dabei eine zuvor definierte Verhaltensänderung durch spezifisches Gestalten von bestimmten Elementen der Plattform zu erreichen (Johnson et al. 2012). Ansatzpunkte für die Gestaltung können dabei bestimmte Vorauswahlen sein, die von einer Opt-in- zu einer Opt-out-Auswahl (Johnson/Goldstein 2003) gewechselt werden, oder die Reihenfolge von Elementen einer Plattform (Schneider et al. 2018). So kann hier beispielsweise die Option zur Plattform etwas beizutragen, indem offene Fragen anderer Nutzer beantwortet werden, oder Projekte unterstützt werden, für Nutzer, die zu nicht-reziprokem Handeln tendieren präsenster gestaltet werden als für Nutzer, die von sich aus reziprok agieren. Bei der Gestaltung von Nudges sollte jedoch darauf geachtet werden, dass der Nudge vom Nutzer nicht als aufdringlich oder Manipulativ wahrgenommen wird, da die Nutzer sich sonst in ihrer Autonomie bedroht fühlen und zu Reaktanz neigen (Pavey/Sparks 2009; Sunstein 2017).

Für beide vorgestellten Maßnahmen ist die Identifikation von nicht-reziprok handelnden Nutzern entscheidend, daher sollte bei der Auswahl der Verfahren besonders auf die Spezifität geachtet werden, um für die Grundlage der Maßnahmen verlässliche Prognosen zu haben und die Chance einer Fehlklassifikation und den damit verbundenen eventuellen Ausschluss eines reziproken Nutzers, was wieder negative Konsequenzen für die Reputation hat, zu minimieren. Weniger kritisch sind hierbei die Anforderungen an die Prognosen beim Nudging. Zwar sollte auch hier die Spezifität möglichst hoch und die Fehlklassifikation möglichst gering sein, doch führt eine Fehlklassifikation im besten Fall dazu, dass ein reziproker Nutzer noch mehr beiträgt, im schlechtesten Fall kann jedoch, wie zuvor beschrieben, auch Reaktanz die Folge sein, sodass der Nutzer gegebenenfalls nichts mehr beiträgt, bis er sich weniger gedrängt fühlt.

5. Zusammenfassung und Ausblick

Nicht-reziprok handelnde Nutzer, also Nutzer, die Leistungen anderer Nutzer auf digitalen Plattformen konsumieren ohne selbst eine Leistung bereitzustellen, Schaden anderen Nutzern und damit auch der Reputation der Plattform. Da die *Reputation einer Plattform* maßgeblich zu deren Erfolg beiträgt (Becker/Lee 2019) ist es für diese von besonderem Interesse die Reputation möglichst hoch zu halten und zu schützen. Die Identifikation dieser Nutzer ist dabei jedoch nicht trivial, da eine *Informationsasymmetrie zwischen den Nutzern* besteht und diese daher nur unzureichend von reziprok handelnden Nutzern zu unterscheiden sind. An diesem Problem anknüpfend wird im Rahmen dieses Artikels konzeptionell ein Verfahren vorgestellt, dass *Techniken des maschinellen Lernens* nutzt, um die Informationsasymmetrie aufzulösen. Zu diesem Zweck werden über Textmining in den Texten enthaltene Signale interpretiert, um versteckte Eigenschaften abzuleiten. Diese Eigenschaften werden dann weiterverwendet, um in einem zweiten Schritt Prognosen über das Nutzerverhalten (reziprok handeln oder nicht-reziprok handelnd) zu erstellen. Ausgehend von diesen Prognosen können dann entsprechend Handlungen veranlasst werden, die entweder zum Ausschluss der Nutzer von der Plattform führen, um einen Reputationsverlust durch diese Nutzer zu verhindern, oder es kann ein Nudging eingesetzt werden, um Nutzer zu reziprokerem Handeln zu bewegen und somit einen potenziellen Reputationsverlust in einen Reputationsgewinn zu wandeln.

Neben dem in diesem Artikel beschriebenen Einsatz der Künstlichen Intelligenz zum Schutz der Reputation von digitalen Plattformen lassen sich die hier verwendeten Verfahren potenziell auch für die *Gestaltung neuer innovativer Dienstleistungen* nutzen (Robra-Bissantz 2018). Auf Basis der extrahierten Eigenschaften lassen sich so Zusatzleistungen für den Nutzer schaffen, die das Dienstleistungsangebot verbreitern, oder den Nutzer in seinem Prozess unterstützen. Das Dienstleistungsangebot kann so stärker individualisiert und der Nutzer stärker integriert werden – was wiederum zu einer personennäheren Dienstleistung führt (Robra-Bissantz et al. 2020).

Literaturverzeichnis

- Akerlof, G.A. (1970): The Market for „Lemons“ – Quality Uncertainty and the Market Mechanism, in: *The Quarterly Journal of Economics*, Vol. 84, No. 3, S. 488-500.
- Arnoux, P.H./Xu, A./Boyette, N./Mahmud, J./Akkiraju, R./Sinha, V. (2017): 25 Tweets to Know You – A New Model to Predict Personality With Social Media, in: *Proceedings of the Eleventh International AAAI Conference on Web and Social Media*, Almaden.
- Becker, K./Lee, J.W. (2019): Organizational Usage of Social Media for Corporate Reputation Management, in: *The Journal of Asian Finance, Economics and Business*, Vol. 6, No. 1, S. 231-240.
- Bowles, S./Gintis, H. (2002): Homo Reciprocans, in: *Nature*, Vol. 415, No. 6868, S. 125-128.
- Boyd, D./Heer, J. (2006): Profiles as Conversation – Networked Identity Performance on Friendster, in: *Proceedings of the 39th Annual Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS'06)*, Hawaii.
- Camerer, C.F. (2011): *Behavioral Game Theory – Experiments in Strategic Interaction*, Princeton.
- Caruana, R./Niculescu-Mizil, A. (2006): An Empirical Comparison of Supervised Learning Algorithms, in: *Proceedings of the 23rd International Conference on Machine Learning – ICML'06*, Pittsburgh, S. 161-168.
- Chicco, D. (2017): Ten Quick Tips for Machine Learning in Computational Biology, in: *BioData Mining*, Vol. 10, No. 1, S. 35.
- Claes, N.J./Hurley, C./Stefanone, M.A. (2012): Do Me a Solid? Information Asymmetry, Liking, and Compliance Gaining Online, in: *45th Hawaii International Conference on System Sciences*, Hawaii, S. 4417-4426.
- Dohmen, T./Falk, A./Huffman, D./Sunde, U. (2008): Representative Trust and Reciprocity – Prevalence and Determinants, in: *Economic Inquiry*, Vol. 46, No. 1, S. 84-90.
- Donath, J./Boyd, D. (2004): Public Displays of Connection, in: *BT Technology Journal*, Vol. 22, No. 4, S. 71-82.
- Donath, J. (2007): Signals in Social Supernets, in: *Journal of Computer-Mediated Communication*, Vol. 13, No. 1, S. 231-251.
- Fast, L.A./Funder, D.C. (2008): Personality As Manifest in Word Use – Correlations With Self-Report, Acquaintance Report and Behavior, in: *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol. 94, No. 2, S. 334-346.
- Fehr, E./Fischbacher, U./Gächter, S. (2002): Strong Reciprocity, Human Cooperation, and the Enforcement of Social Norms, in: *Human Nature*, Vol. 13, No. 1, S. 1-25.
- Gambetta, D. (2009): Signaling, in: Hedström, P./Bearman, P. (Hrsg.): *The Oxford Handbook of Analytical Sociology*, New York, S. 168-194.

- Gill, A.J./Nowson, S./Oberlander, J. (2009): What Are They Blogging About? Personality, Topic and Motivation in Blogs, in: Proceedings of the Third International AAAI Conference on Weblogs and Social Media, San Jose.
- Golbeck, J./Robles, C./Edmondson, M./Turner, K. (2011): Predicting Personality from Twitter, in: Proceedings of the 2011 IEEE Third Int'l Conference on Privacy, Security, Risk and Trust and 2011 IEEE Third Int'l Conference on Social Computing, Boston, S. 149-156.
- Herzenstein, M./Sonenshein, S./Dholakia, U.M. (2011): Tell Me a Good Story and I May Lend You My Money – The Role of Narratives in Peer-to-Peer Lending Decisions, in: Journal of Marketing Research, Vol. 48, No. SPL, S. 138-149.
- Hilbig, B.E./Zettler, I./Heydasch, T. (2012): Personality, Punishment and Public Goods – Strategic Shifts Towards Cooperation As a Matter of Dispositional Honesty-Humility, in: European Journal of Personality, Vol. 26, No. 3, S. 245-254.
- Hirsh, J.B./Peterson, J.B. (2009): Personality and Language Use in Self-Narratives, in: Journal of Research in Personality, Vol. 43, No. 3, S. 524-527.
- Hoon, H./Tan, T.M.L. (2008): Organizational Citizenship Behavior and Social Loafing – The Role of Personality, Motives, and Contextual Factors, in: The Journal of Psychology, Vol. 142, No. 1, S. 89-108.
- Johnson, E.J./Goldstein, D. (2003): Do Defaults Save Lives?, in: Science, Vol. 302, No. 5649, S. 1338-1339.
- Johnson, E.J./Shu, S.B./Dellaert, B.G.C./Fox, C./Goldstein, D.G./Häubl, G./Larrick, R.P./Payne, J.W./Peters, E./Schkade, D./Wansink, B./Weber, E.U. (2012): Beyond Nudges – Tools Of A Choice Architecture, in: Marketing Letters, Vol. 23, No. 2, S. 487-504.
- Kavanaugh, A.L./Patterson, S.J. (2001): The Impact of Community Computer Networks On Social Capital and Community Involvement, in: American Behavioral Scientist, Vol. 45, No. 3, S. 496-509.
- Klehe, U.C./Anderson, N. (2007): The Moderating Influence of Personality and Culture on Social Loafing in Typical Versus Maximum Performance Situations, in: International Journal of Selection and Assessment, Vol. 15, No. 2, S. 250-262.
- Koch, J.A./Siering, M. (2015): Crowdfunding Success Factors – The Characteristics of Successfully Funded Projects on Crowdfunding Platforms, in: Proceedings of the 23rd European Conference on Information Systems (ECIS 2015), Münster, S. 1-15.
- Kuhn, M. (2008): Building Predictive Models in R Using the Caret Package, in: Journal of Statistical Software, Vol. 28, No. 5, S. 1-26.
- Lin, M./Prabhala, N.R./Viswanathan, S. (2013): Judging Borrowers by the Company They Keep – Friendship Networks and Information Asymmetry in Online Peer-to-Peer Lending, in: Management Science, Vol. 59, No. 1, S. 17-35.

- Maier, C. (2012): Personality Within Information Systems Research – A Literature Analysis, in: Proceedings of the 20th European Conference on Information Systems (ECIS 2012), Barcelona, S. 1-13.
- Mitra, T./Gilbert, E. (2014): The Language That Gets People to Give, in: Proceedings of the 17th ACM Conference on Computer Supported Cooperative Work & Social Computing (CSCW'14), Baltimore Maryland, S. 49-61.
- Moss, T.W./Neubaum, D.O./Meyskens, M. (2014): The Effect of Virtuous and Entrepreneurial Orientations on Microfinance Lending and Repayment – A Signaling Theory Perspective, in: Entrepreneurship Theory and Practice, Vol. 39, No. 1, S. 27-52.
- Nov, O./Kuk, G. (2008): Open Source Content Contributors' Response to Free-Riding – The Effect of Personality and Context, in: Computers in Human Behavior, Vol. 24, No. 6, S. 2848-2861.
- Oliveri, P./Malegori, C./Simonetti, R./Casale, M. (2019): The Impact of Signal Pre-Processing On the Final Interpretation of Analytical Outcomes – A Tutorial, in: Analytica Chimica Acta, Vol. 1058, No. 14, S. 9-17.
- Pavey, L./Sparks, P. (2009): Reactance, Autonomy and Paths to Persuasion – Examining Perceptions of Threats to Freedom and Informational Value, in: Motivation and Emotion, Vol. 33, No. 3, S. 277-290.
- Pennebaker, J.W./Chung, C.K./Ireland, M./Gonzales, A./Booth, R.J. (2007): The Development and Psychometric Properties of LIWC2007, in: Development, Vol. 1, No. 2, S. 1-22.
- Plank, B./Hovy, D. (2015): Personality Traits on Twitter – or – How to Get 1,500 Personality Tests in A Week, in: Proceedings of the 6th Workshop on Computational Approaches to Subjectivity, Sentiment and Social Media Analysis (WASSA 2015), Lisbon.
- Powers, D.M.W. (2011): Evaluation from Precision, Recall and F-Measure to ROC, Informedness, Markedness and Correlation, in: Journal of Machine Learning Technologies, Vol. 2, No. 1, S. 37-63.
- Robra-Bissantz, S. (2018): Entwicklung von innovativen Services in der Digitalen Transformation, in: Bruhn, M./Hadwich, K. (Hrsg.): Service Business Development. Strategien, Innovationen, Geschäftsmodelle, Wiesbaden, S. 261-288.
- Robra-Bissantz, S./Lattemann, C./Guerrero, R./Lux, A.M./Redlich, B./Fischer, S. (2020): Der Mensch als Teil der Innovation – Eine „Service Canvas“ als anwendungsorientierter Bezugsrahmen, in: Bruhn, M./Hadwich, K. (Hrsg.): Automatisierung und Personalisierung von Dienstleistungen. Methoden, Potenziale, Einsatzfelder, Wiesbaden, S. 47-74.
- Schneider, C./Weinmann, M./vom Brocke, J. (2018): Digital Nudging – Guiding Online User Choices Through Interface Design, in: Communications of the ACM, Vol. 61, No. 7, S. 67-73.

- Schwartz, H.A./Eichstaedt, J.C./Kern, M.L./Dziurzynski, L./Ramones, S.M./Agrawal, M./Shah, A./Kosinski, M./Stillwell, D./Seligman, M.E.P./Ungar, L.H. (2013): Personality, Gender, and Age in the Language of Social Media – The Open-Vocabulary Approach, in: PLoS ONE, Vol. 8, No. 9, S. 1-16.
- Sonenshein, S./Herzenstein, M./Dholakia, U.M. (2011): How Accounts Shape Lending Decisions Through Fostering Perceived Trustworthiness, in: Organizational Behavior and Human Decision Processes, Vol. 115, No. 1, S. 69-84.
- Spence, M. (1973): Job Market Signaling, in: The Quarterly Journal of Economics, Vol. 87, No. 3, S. 355-374.
- Spence, M. (2002): Signaling in Retrospect and the Informational Structure of Markets, in: American Economic Review, Vol. 92, No. 3, S. 434-459.
- Sunstein, C.R. (2017): Nudges That Fail, in: Behavioural Public Policy, Vol. 1, No. 1, S. 4-25.
- Tausczik, Y.R./Pennebaker, J.W. (2010): The Psychological Meaning of Words – LIWC and Computerized Text Analysis Methods, in: Journal of Language and Social Psychology, Vol. 29, No. 1, S. 24-54.
- Weinmann, M./Schneider, C./vom Brocke, J. (2016): Digital Nudging, in: Business and Information Systems Engineering, Vol. 58, No. 6, S. 433-436.
- Wong, T.T. (2015): Performance Evaluation of Classification Algorithms By K-Fold and Leave-One-Out Cross Validation, in: Pattern Recognition, Vol. 48, No. 9, S. 2839-2846.
- Yan, J./Yu, W./Zhao, J.L. (2015): How Signaling and Search Costs Affect Information Asymmetry in P2P Lending – The Economics of Big Data, in: Financial Innovation, Vol. 1, No. 19, S. 1-11.
- Yarkoni, T. (2010): Personality in 100,000 Words – A Large-Scale Analysis of Personality and Word Use Among Bloggers, in: Journal of Research in Personality, Vol. 44, No. 3, S. 363-373.



Matthias H.J. Gouthier und Nora Kern

Hyperpersonalisierung – Hochpersonalisierte Kundenansprache durch den Einsatz Künstlicher Intelligenz

1. Einleitung und Zielsetzung
2. Theoretische Grundlagen
 - 2.1 Klassifizierung existierender Ansätze der Kundenansprache
 - 2.2 Aktuelle Entwicklungen des Einsatzes digitaler Technologien
 - 2.3 Künstliche Intelligenz
3. Hyperpersonalisierung als derzeit höchste Evolutionsstufe im Echtzeit-Marketing
 - 3.1 Zielsetzung und Ausrichtung der Hyperpersonalisierung
 - 3.2 Zusammenspiel von Hyperpersonalisierung und Künstlicher Intelligenz
4. Umsetzung einer hyperpersonalisierten Kundenansprache
 - 4.1 Basismodell eines digitalen Personalisierungsansatzes
 - 4.2 Erfolgsfaktoren der Hyperpersonalisierung
5. Fazit und Ausblick

Literaturverzeichnis

Die Originalversion dieses Kapitels wurde revidiert. Ein Erratum ist verfügbar unter https://doi.org/10.1007/978-3-658-34326-2_20

Prof. Dr. *Matthias H.J. Gouthier* ist Inhaber des Lehrstuhls für Marketing und elektronische Dienstleistungen an der Universität Koblenz-Landau. M.Sc. *Nora Kern* ist Wissenschaftliche Mitarbeitende am Lehrstuhl für Marketing und elektronische Dienstleistungen an der Universität Koblenz-Landau.

1. Einleitung und Zielsetzung

Geprägt durch den Einfluss der digitalen Transformation der Wirtschaft und vor dem Hintergrund steigender Wettbewerbsintensität sowohl auf Produkt- als auch Dienstleistungsmärkten sehen sich Unternehmen zusehends mit der Herausforderung konfrontiert, eine bestmögliche Kundenkommunikation zu realisieren. In diesem Kontext unterstreicht Bruhn (2019) vor allem den zunehmenden Effektivitäts- und Effizienzdruck der Kundenkommunikation. In einer seiner Thesen zu möglichen Zukunftsperspektiven greift er dabei gezielt die verstärkt auftretende Fragmentierung des Konsumentenverhaltens durch den zunehmenden Trend zur Individualisierung auf. Demnach bietet die *individualisierte Kundenansprache* einen der erfolgversprechendsten Ansatzpunkte von Kommunikationsmaßnahmen im Marketing, die vor allem in digitalen Kanälen Anwendung finden kann (Bruhn 2019). Mit diesem Verständnis geht einher, dass der Kunde als Individuum noch stärker in den Mittelpunkt des Interaktions- und Kommunikationsgeschehens gerückt werden muss, um eine bestmögliche Anpassung der Kundenansprache hinsichtlich der individuellen Bedürfnisse zu erreichen und passgenaue Botschaften und Empfehlungen zu übermitteln (de Roys et al. 2017). Was sich in der Vergangenheit in der Wissenschaft und Praxis noch zumeist unter dem Begriff der „Personalisierung“ etablierte, geht heute einen substanziellen Schritt weiter, um eine möglichst hohe Relevanz für den einzelnen Kunden zu entwickeln. Heute ist nicht mehr nur von einer personalisierten, sondern von einer hochpersonalisierten Kundenansprache die Rede. Im Zeichen dieses Kommunikationsansatzes wird der Terminus der „*Hyperpersonalisierung*“ verwendet, welcher durch eine echtzeitgetriebene und kontextrelevante Nutzung von Browsing- und Verhaltensdaten für die individuelle Kundenkommunikation gekennzeichnet ist. Diese Art der Neuorientierung der Kundenansprache bietet verschiedenartige Möglichkeiten in der Optimierung des Kundenerlebnisses, um den Nutzen für den Einzelnen zu maximieren (Shukla/Nigam 2018). Im Fokus der Hyperpersonalisierung steht dabei die Integration von großen Datenmengen und der zielgerichtete Einsatz von Künstlicher Intelligenz zur Unterstützung einer effizienten und effektiven Umsetzung dieser hochgradigen Personalisierung (Gentsch 2018).

Der vorliegende Beitrag setzt in diesem Zusammenhang drei zentrale Schwerpunkte, um sich der Thematik einer hochpersonalisierten Kundenansprache zu nähern. Zum Ersten wird ein *Verständnis für die unterschiedlichen Terminologien und Ansätze* geschaffen, die im Kontext der Kundenkommunikation verwendet werden, jedoch einer begrifflichen Abgrenzung bedürfen. Zum Zweiten wird im Kontext der aktuellen Weiterentwicklung der hochgradigen Personalisierung die Notwendigkeit der *Verknüpfung von hochpersonalisierter Kundenansprache und des Einsatzes von Künstlicher Intelligenz* aufgezeigt, um sich der echtzeitgetriebenen und kontextorientierten Kommunikation in Form der Hyper-

personalisierung zu nähern. Zum Dritten werden *spezifische Erfolgsfaktoren* herausgearbeitet, die eindeutige Implikationen zur Umsetzung und Steuerung dieser spezifischen Form der Kundenansprache liefern.

2. Theoretische Grundlagen

Mit Blick auf die definitorischen Grundlagen der Kundenansprache wird deutlich, dass es in der Literatur eine Vielzahl an verschiedenen Terminologien gibt, die zum Teil sehr unterschiedlich in Bezug auf die jeweilige inhaltliche Ausgestaltung verwendet werden. Diese Begrifflichkeiten bedürfen insgesamt einer näheren Analyse, sodass im zweiten Teil dieses Beitrages eine systematische Aufarbeitung der relevanten theoretisch-konzeptionellen Grundlagen erfolgt.

2.1 Klassifizierung existierender Ansätze der Kundenansprache

Bei näherer Betrachtung der einschlägigen Literatur, wie z. B. von Riemer und Totz (2003) oder Lanz und Tuokko (2017), und damit zusammenhängender Anwendungsszenarien ist sowohl aus Sicht der Wissenschaft als auch aus der Perspektive der Praxis kritisch anzumerken, dass die Nutzung der Begriffe wie „*Personalisierung*“ und „*Individualisierung*“ immer mehr zu verschwimmen scheint und diese teilweise sogar synonym verwendet werden. Durch diese Art der „Verschmelzung“ der Begriffe gehen ursprünglich intendierte essenzielle Unterschiede in der Betrachtung der Ansätze verloren. Ohne ein einheitliches Begriffsverständnis wird deren Einsatz in der Praxis jedoch erschwert, da hierdurch auch die Spannweite der abzuleitenden Aktivitäten nicht eindeutig definiert ist. Um eine definitorisch präzise Abgrenzung zu ermöglichen, ist es daher sowohl aus theoretischer als auch praktischer Sichtweise sinnvoll, zunächst explizit zwischen reinen *Marktbearbeitungsstrategien* und *Ansätzen der Kundenansprache* zu unterscheiden. Daran anknüpfend ergeben sich schließlich spezifische Ableitungen für die Managementperspektive.

Beim Begriff der „Marktbearbeitungsstrategie“ handelt es sich um die Abstimmung sämtlicher Marketingmaßnahmen und -instrumente auf die vorherrschenden Zielgruppen und Bearbeitungsschwerpunkte im definierten Markt (Böhler/Gottschlich 1985). Grundsätzlich kann hier zwischen den *Strategiealternativen* der „undifferenzierten Marktbearbeitung“, „differenzierten Marktbearbeitung“ und dem „Segment-of-One-Approach“ unterschieden werden. Im Zuge einer undifferenzierten Marktbearbeitung werden die Bedürfnisse der Nachfragerseite als *homogen* betrachtet und dementsprechend mit einheitlichen Marketinginstrumenten bedient. Demgegenüber zeichnet sich eine differenzierte Marktbearbeitung dadurch aus, dass das Käuferverhalten als segmentierbar angesehen wird, wodurch sich erste *Differenzierungspotenziale* erkennen lassen. Schließlich

findet mit dem „Segment-of-One-Approach“ eine tiefgreifende Differenzierung statt, die sich am individuellen Kundenwert ausrichtet und damit auch eine eindeutige Bedürfnisorientierung verfolgt (Meffert et al. 2018). Aufbauend auf dem Begriff der Marktbearbeitung fokussiert die reine Kundenansprache dagegen primär auf die Gestaltung der Kommunikationspolitik und beschäftigt sich mit dem planmäßigen Austausch von Informationen zwischen Unternehmens- und Kundenseite (Bruhn 2019). Abbildung 1 zeigt einen entsprechenden Überblick über die *unterschiedlichen Formen der Kundenansprache*, die sich aus den beschriebenen Marktbearbeitungsstrategien ableiten lassen.

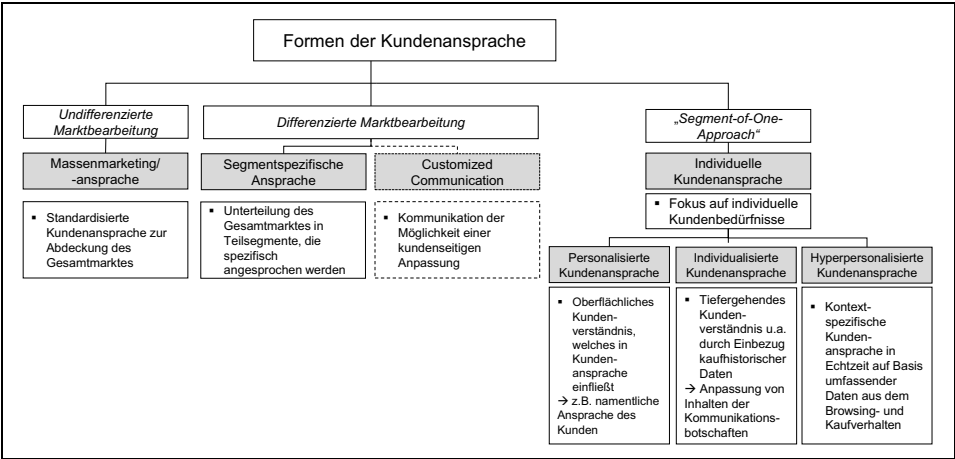


Abbildung 1: Klassifikation unterschiedlicher Formen der Kundenansprache

Demnach gilt das *Massenmarketing* als Antonym zu jeglichen Personalisierungsansätzen und greift gleichermaßen die Strategie der undifferenzierten Marktbearbeitung auf. Bezugnehmend auf die Kundenansprache konzentriert sich der Einsatz der Kommunikationsinstrumente auf den Gesamtmarkt, ohne eine Unterteilung oder Differenzierung nach bestimmten Zielgruppen vorzunehmen. Ziel ist es, mit einheitlichen Kommunikationsmaßnahmen möglichst viele Kunden anzusprechen (Kotler 1989; Thomas 2007). Gemäß der differenzierten Marktbearbeitung findet eine Unterteilung des Gesamtmarktes mit der so genannten *Segmentierung* statt. Hierbei wird der Gesamtmarkt in verschiedene Teilmärkte aufgeteilt, die nach innen homogen und nach außen heterogen auftreten (Meffert et al. 2018). Diese Form der Marktbearbeitung spiegelt sich auch in der Art der Kundenansprache wider, welche nun auf die vorherrschenden Segmente (z. B. differenziert nach Altersgruppen) abgestimmt wird. Ein Begriff, welcher ebenfalls häufig im Zuge einer differenzierten Marktbearbeitung Anwendung findet, ist der der *(Mass) Customization*. Hierbei ist jedoch anzumerken, dass sich die Differenzierung nicht rein auf die Kundenansprache bezieht, sondern vielmehr eine möglichst individualisierte Produktgestaltung im Fokus steht. Dabei handelt es sich aber nicht um eine vollständige Individualisierung, sondern lediglich um eine individuelle Zusammenstellung von standardisierten Modulen bzw.

Produktkomponenten, wie es beispielsweise bei einem Car Configurator der Fall ist. Damit kommt es aus Unternehmenssicht darauf an, dem (potenziellen) Kunden zu kommunizieren, dass eine Abstimmung auf seine Bedürfnisse stattfindet bzw. manuell durchgeführt werden kann. Die Umsetzung dieser Bedürfnisorientierung kommt indes erst auf der Seite der Produktpolitik wirklich zum Tragen und findet kundenseitig in dem Moment statt, in dem der Kunde Anpassungen an bestimmten Leistungskomponenten vornimmt (Fan/Poole 2006; Arora et al. 2008). Die Kundenansprache dient hierbei explizit als Kommunikationsmechanismus der Möglichkeit dieser manuellen Anpassungen.

Mit Blick auf den „Segment-of-One-Approach“ der Marktbearbeitung ist auf der Seite der Kundenansprache eine noch kleinteiligere Abgrenzung notwendig, vor allem, wenn es um die Begrifflichkeiten der *Personalisierung* und *Individualisierung* geht. Bei beiden Terminologien steht der einzelne Kunde im Fokus, jedoch mit einer unterschiedlichen Datenbasis, die für die Kommunikation mit dem einzelnen Kunden genutzt wird. Voraussetzung für diese individuelle Betrachtung und Ansprache des Kunden ist hierbei zunächst die Fähigkeit der Anpassbarkeit der genutzten Kommunikationsmaßnahmen und -systeme. In der Literatur fällt dies unter den Begriff der „*Adaption*“, der insgesamt die reaktive Anpassung eines Systems an die Bedürfnisse der Kunden beschreibt, um das bestmögliche (und damit individuell passende) Ergebnis zu liefern (Fan/Poole 2006). Während bei der Personalisierung ein eher oberflächliches Verständnis des Kunden vorliegt, z. B. in Form einer namentlichen Anrede, greift die Individualisierung auf detailliertere und damit aussagekräftigere Daten zurück und bezieht beispielsweise die individuelle Kaufhistorie des Kunden in die Analyse mit ein, um ein umfassenderes Kundenprofil zu erstellen. So verfolgt die Individualisierung zwar das gleiche Ziel einer individuellen Bedürfnisbefriedigung, integriert aber dabei nicht nur kundenbezogene (Stamm-)Daten wie Kundenname oder Wohnort, sondern baut explizit auf den aktuellen Kundeninteressen auf, um sich in die Richtung einer primär datengetriebenen Kundenansprache zu bewegen (Fan/Poole 2006; Vesanen 2007). Die aktuell stärkste Form der datengetriebenen Kommunikation kommt in Theorie und Praxis durch den Begriff der *Hyperpersonalisierung* zum Ausdruck, die eine kontextspezifische Ansprache in Echtzeit intendiert, indem explizit auf Browsing- und Verhaltensdaten zurückgegriffen wird (de Roys et al. 2017; Shukla/Nigam 2018). Dabei bricht die Terminologie mit einer konsequenten Fortschreibung der Begrifflichkeiten und setzt nicht an der vergleichsweise stärkeren Form der Individualisierung an, sondern greift den graduell schwächeren Begriff der Personalisierung auf, um daraus das aktuell am tiefsten gehende Kundenverständnis durch Datennutzung abzuleiten.

2.2 Aktuelle Entwicklungen des Einsatzes digitaler Technologien

Die digitale Transformation der vergangenen Jahre brachte gerade für das Marketing und das damit verbundene Kundenverhalten essenzielle Veränderungen mit sich und gilt folglich als Ausgangspunkt aktuell diskutierter *Personalisierungskonzepte*. Gerade die Erwartungshaltung des primär digital getriebenen Kunden zeigt sich heute dynamischer und anspruchsvoller als je zuvor und fordert individuelle Leistungskomponenten und Kommuni-

kationsmaßnahmen, die sich den vorherrschenden Gegebenheiten anpassen (Kreutzer 2018). Dabei gelten kontextbezogene Standortfaktoren oder zeitliche Aspekte nicht mehr als Restriktionen in der Gestaltung der Kundenansprache, sondern als Chancen einer persönlicheren Kundenansprache und werden entsprechend aktiv in die Ansprache integriert. Mit jeder Weiterentwicklung digitaler Technologien – gerade im Bereich der Künstlichen Intelligenz – wird immer deutlicher, dass eine standardisierte, aber auch allenfalls oberflächlich personalisierte Kommunikationspolitik nicht mehr ausreichend ist, um sich von Wettbewerbern hinreichend zu differenzieren. Vor allem *individualisierte Empfehlungen* nehmen einen immer größeren Stellenwert ein und bilden eine wichtige Komponente in der Bewertung des gesamten Kundenerlebnisses. Im Zuge der kontinuierlichen Weiterentwicklungen genießt die Kundeninteraktion in Echtzeit seit etwa dem Jahr 2018 eine hohe Priorität für das Marketing und stellt gleichzeitig auch die größte Herausforderung bei deren Umsetzung dar (Salesforce Research 2018). Die exakte Abstimmung der Unternehmensaktivitäten auf die individuellen Kundenerwartungen und -bedürfnisse unter Wahrung geltender Datenschutzbestimmungen gilt als eine der zentralen Problematiken (Salesforce Research 2018). Mit Blick auf die sich ergebenden Potenziale wird jedoch schnell deutlich, welche Relevanz die Thematik aufweist und wer schlussendlich davon profitieren wird. So prognostiziert die Boston Consulting Group, dass bereits bis zum Jahre 2022 durch den Einsatz von individualisierenden Maßnahmen in den Bereichen des Einzelhandels, des Gesundheitswesens und der Finanzdienstleistungen eine Umsatzverschiebung von rund 800 Mrd. USD zugunsten der 15 Prozent der Unternehmen stattfinden wird, die sich der Thematik in konsequenter Art und Weise annehmen (Abraham et al. 2017). Gerade die Nutzung von Künstlicher Intelligenz (KI) gilt als einer der zentralen Treiber einer Kundenkommunikation, die automatisiert und echtzeitgetrieben die individuellen Kundenbedürfnisse aufgreift (KPMG 2020). Im Zuge einer *KI-basierten Kundenkommunikation* bildet die zielgerichtete Datennutzung die Voraussetzung für einen kontinuierlichen Lernprozess über den einzelnen Kunden (Gentsch 2018). Folglich gilt die hochpersonalisierte Kundenansprache in Form der Hyperpersonalisierung als derzeit höchste Entwicklungsstufe, die die Relevanz der Gesamthematik nochmals hervorhebt, indem die Nutzung von Künstlicher Intelligenz diese Echtzeitinteraktion mit dem Kunden aktiv unterstützt (dotCMS 2018).

Ein essenzieller Aspekt hierbei ist, dass der Anspruch des Kunden in Bezug auf bedeutungsvolle Geschäftsbeziehungen in den letzten Jahren keineswegs geringer geworden ist, sondern sich mit der steigenden Erwartungshaltung noch verstärkt hat. Gleichzeitig rückt der Begriff der *Omni-Channel Customer Experience* immer mehr in den Fokus, im Zuge dessen ein kanalübergreifendes ganzheitliches Kundenerlebnis sichergestellt werden soll (Salesforce Research 2018). Eine ständige Vernetzung über alle Kontaktpunkte (Customer Touchpoints) der *Customer Journey* hinweg bildet die Basisanforderung für ein konsistentes Kundenerlebnis, wobei mit Hilfe der Datenunterstützung immer mehr der Weg in Richtung einer hochpersonalisierten Kundenansprache entlang der Customer Journey gebnet wird (van den Bergh/Pallini 2018). So verzeichnen Marketingexperten seit dem Jahr

2017 einen etwa 20-prozentigen Anstieg an verfügbaren Datenquellen, die es ermöglichen, Kunden und ihre Bedürfnisse besser zu erfassen – sei es beispielsweise über Webaktivitäten oder Newsletterabrufe (Salesforce Research 2018). Unternehmen orientieren sich dabei gerne an Pionieren wie dem Online-Handelsriesen Amazon, der es schon seit Jahren erfolgreich schafft, über personalisierte Produktempfehlungen, Produktbündelung und zusätzliche Shopping Services wie der „Amazon Prime Wardrobe“ für höhere Umsätze und gleichzeitig eine höhere Kundenloyalität zu sorgen. Dieses Vorgehen bietet bereits einen ersten Ansatzpunkt für *hochpersonalisierte Kundenansprachen*, welche aus Unternehmenssicht weiterhin kontinuierlich ausgebaut werden sollen, um die Kundenbeziehung zu intensivieren (Lindecraantz et al. 2020). Die besondere Herausforderung bei der Umsetzung von hochgradiger Personalisierung ergibt sich nun zum einen aus den gesetzlichen Beschränkungen, die auf datenschutzrechtlichen Erwägungen aufbauen, zum anderen aber auch aus der begrenzten Bereitschaft der Kunden, persönliche Daten den Unternehmen zur Verfügung zu stellen. Letzteres hängt sehr stark vom *Kundenvertrauen* ab. Trotz der Einschätzung, dass etwa 62 Prozent der heutigen Kunden von Unternehmen erwarten, Bedürfnisse zu antizipieren und korrekt einzuschätzen, stellt sich Personalisierung nicht als eindimensionales Konzept in der Umsetzung dar (Salesforce Research 2018). Vielmehr stehen die sich ergebende Relevanz und das Kundenvertrauen in direkter Verbindung zueinander und erfordern gleichzeitig einen adäquaten Umgang mit den verschiedenen Datenquellen.

Die Problematik dieses zweischneidigen Schwerts wird nochmals verdeutlicht, wenn die Personalisierung aus der *Wahrnehmung der Kunden* betrachtet wird. Während knapp 86 Prozent der Kunden Angst um die Sicherheit ihrer Daten haben, zeigen sich dennoch gleichzeitig bis zu 90 Prozent bereit, ihre Daten zu teilen, wenn dadurch ein einfacheres und kostengünstigeres Kundenerlebnis ermöglicht wird (SmarterHQ 2019). Mit dem Vorranschreiten einer immer stärker datengetriebenen Personalisierung wird sichtbar, dass Hyperpersonalisierung zudem Effekte auf das Kundenengagement hervorrufen kann. Als psychologisch geprägtes Konstrukt beschreibt das *Kundenengagement* die Intensität einer Kundenbeziehung, die vor allem in der direkten Verbundenheit zum Unternehmen und der persönlichen Mitwirkung an den Leistungsangeboten zum Ausdruck kommt. Dabei geht das Engagement deutlich über eine reine Inanspruchnahme von Leistungen hinaus und beschreibt Verhaltensweisen, die in der Interaktion Einfluss auf die Unternehmensbelange nehmen und dabei gleichzeitig unterstützen, spezielle Erlebnisse oder Erfahrungen zu generieren – wie z. B. im Rahmen von Designwettbewerben oder Weiterempfehlungen (Van Doorn et al. 2010; Bruhn et al. 2015). Je nach qualitativer Umsetzung der Personalisierung kann somit eine Steigerung oder eine Verminderung des Kundenengagements erzielt werden. Gerade wenn Datenschutzbedenken auf der Kundenseite hervorgerufen werden, sorgt dies nicht selten für ein sinkendes Kundenengagement (Aguirre et al. 2016). Dabei wurde bereits mit dem Aufkommen der ersten Generation von Recommender-Systemen – den so genannten Empfehlungssystemen – von einer Art „Tauschgeschäft“ zwischen Kunde und Unternehmen gesprochen, bei dem bestimmte Informationen für eine höhere Servicequalität in der direkten Produktempfehlung eingetauscht werden (Acquisti et al. 2015). Im

Zuge dieses Austausches kommt es sogar zu einer Art von Paradoxon zwischen personalisierten Angeboten und dem einhergehenden Datenverlust, welches in der Literatur als *Personalization-Privacy Paradox* bezeichnet wird (Xu et al. 2011). Essenziell bei diesem vorherrschenden Paradoxon ist ein Trade-Off, der den Verlust der Privatsphäre in das Verhältnis zur individuellen Nutzengenerierung setzt. Zusätzliche Faktoren, wie z. B. persönliche Erfahrungen, beeinflussen schlussendlich die Bewertung und damit auch den wahrgenommenen Wert einer personalisierten Kundenansprache (Xu et al. 2011).

Insgesamt lässt sich die Relevanz dieser Thematik somit vor allem durch die *dynamische Entwicklung der Kundenerwartungen* begründen. Da die Kundenseite immer stärker ein individuelles und gleichzeitig begeisterndes Kundenerlebnis einfordert, sieht sich die Unternehmensseite folglich gezwungen, ein tiefes Verständnis für den einzelnen Kunden und seine Bedürfnisse aufzubauen und dieses direkt in die Kundenansprache zu integrieren (Cisco 2017). Wirtschaftlich betrachtet lassen sich mit der Umsetzung von Personalisierungsansätzen Umsatzsteigerungen bis zu 30 Prozent und eine Reduktion der Marketingkosten um bis zu 20 Prozent erzielen (McKinsey 2018). Diese ökonomischen Potenziale gelten nicht zuletzt als zentrale Treiber der Gesamthematik und unterstreichen damit vor allem die Relevanz für die Unternehmensperspektive.

2.3 Künstliche Intelligenz

Trotz der großen Zahl an wissenschaftlichen Abhandlungen und Studien zu dem Themenfeld der Künstlichen Intelligenz existiert noch immer keine einheitliche Definition und exakte Abgrenzung der verschiedenen Formen der technologischen Umsetzung. Vielmehr ist es so, dass unterschiedliche Ansätze und Perspektiven je nach Kontext miteinander vermischt werden, was die präzise Anwendung im Marketingkontext erschwert (Bünthe 2018). Für den vorliegenden Zusammenhang wird die Definition von Heinrich und Stühler (2018, S. 80) herangezogen, die *Künstliche Intelligenz* als „(...) Fähigkeit einer Maschine, komplexe Probleme eigenständig zu interpretieren, zu lösen und von diesem Prozess zu lernen“ beschreibt. Das zweckvolle und zielgerichtete menschliche Handeln soll in der künstlichen Form eine Art *Nachbildung* erfahren, die Prozesse in ihrer Effizienz und Effektivität gewinnbringend unterstützt und damit Teile der Wertschöpfungskette optimiert. Dabei kommen unterschiedliche Ausprägungsformen in Gestalt von *schwacher* und *starker Künstlicher Intelligenz* zum Tragen, die sich in konkreten Ansätzen wie Machine Learning oder auch Data Mining wiederfinden lassen (Gentsch 2018). Bei der schwachen Form der Künstlichen Intelligenz wird menschenähnliche Intelligenz lediglich simuliert, sodass der Mensch Unterstützung in bestimmten Teilbereichen oder bei bestimmten Funktionen erhält, wie z. B. über eine einfache Bilderkennung oder Sprachumwandlung. Demgegenüber geht der konzeptionelle Ansatz der starken KI deutlich weiter und setzt nicht nur auf Unterstützung bei einzelnen Funktionen, sondern auf ein komplett intelligentes Verhalten, welches mindestens so intelligent agieren kann wie ein menschliches Pendant. Dabei wird ein künstlich intelligentes Bewusstsein geschaffen, welches eigenständig Entscheidungen

trifft und dementsprechend handelt (Würschinger 2020). Aufgrund der beschriebenen *Komplexität* findet die starke KI jedoch im unternehmerischen Kontext noch keine Anwendung, was vor allem auch der Tatsache geschuldet ist, dass noch immer kontroverse Diskussionen zu deren genereller Existenz vorherrschen (BMBF 2020). Insgesamt wird vielmehr eine kontinuierliche Weiterentwicklung der Aspekte der schwachen KI vorangetrieben. Aus Sicht der Kundenansprache betrifft dies beispielsweise eine intelligente Steuerung der Inhalte, welche automatisiert auf den jeweiligen Kontext abgestimmt wird. Zusätzlich besteht hier die Möglichkeit, auf Basis der vorliegenden Daten dieses System einem *kontinuierlichen Lernprozess* zu unterziehen, um immer mehr und tiefergehende Informationen über das individuelle Kundenverhalten zu sammeln und diese für eine proaktive Ausrichtung zu nutzen (Kelleher/Tierney 2018).

3. Hyperpersonalisierung als derzeit höchste Evolutionsstufe im Echtzeit-Marketing

Wie insgesamt bereits aus der Klassifizierung der unterschiedlichen Ansätze der Kundenansprache erkennbar ist, ergeben sich aus Unternehmenssicht unterschiedliche Möglichkeiten, Kunden gezielt anzusprechen und daraus einen Mehrwert für beide Seiten zu generieren. Dabei gewinnt das Zusammenspiel unter Nutzung von Künstlicher Intelligenz immer mehr an Bedeutung, um einen weiteren Schritt in Richtung eines echtzeitgetriebenen Marketings zu ebnen. Diese Kombination findet sich in der Hyperpersonalisierung als neue Entwicklungsstufe der existierenden Personalisierungsansätze wieder, welche im Folgenden aufgegriffen und näher betrachtet wird.

3.1 Zielsetzung und Ausrichtung der Hyperpersonalisierung

Während in früheren Tagen vor allem allgemeine Segmentierungskriterien wie Soziodemographika und das Informationsverhalten des Kunden zur Ausgestaltung der Marktarbeitungsstrategien dienten, eröffnet heute die Vielzahl an digital zur Verfügung stehenden kunden(verhaltens)bezogenen Daten weitreichende Chancen, um Kunden direkt und individuell anzusprechen. Als weitere Evolutionsstufe setzt die *Hyperpersonalisierung* dabei genau an der konsequenten Nutzung von *Big Data Analytics* an und verlagert so den Schwerpunkt auf die Analyse vorhandener kundenbezogener digitaler Datenquellen, um daraus eine hochpersonalisierte Kundenkommunikation zu entwickeln (de Roys et al. 2017; Jain et al. 2018). Im Zuge dieses Wandels spielen nicht nur Datenquellen eine Rolle, die in direkter Verbindung zu einer konkreten Kaufaktivität stehen, wie z. B. der virtuelle Warenkorb eines Kunden, sondern es wird auch das individuelle Browsing-Verhalten kundenspezifisch ausgewertet (Shukla/Nigam 2018). Das bedeutet, dass ein *360-Grad-Blick*

auf den Kunden geschaffen wird, welcher Rückgriff auf die individuellen Kauf- und Klickdaten nimmt und diese in Echtzeit für die Abstimmung der jeweiligen Kommunikationsmaßnahmen nutzt (Sodhi 2018). Bei dieser umfassenden Sichtweise handelt es sich somit um ein ganzheitliches, konsistentes und vor allem ständig aktualisiertes Kundenverständnis, welches auf Kundendaten in Form von CRM-Daten, Transaktionen, Aktivitäten und Reaktionen (z. B. bei einem Newsletter-Abruf) aufbaut. Dabei werden vergangene, aktuelle und zukünftige zeitliche Perspektiven im Kontext der Bedürfnisbefriedigung betrachtet (Digital Marketing Institute 2020). Mit einer erfolgreichen Zusammenführung dieser unterschiedlichen Datenpunkte lassen sich aus der Unternehmensperspektive schließlich *adaptive* und ferner sogar *proaktive Inhalte* für den Kunden generieren. Inhalte gelten hierbei als adaptiv, wenn diese sich je nach Anwendungsfall anhand verschiedener vorherrschender Faktoren, wie z. B. genutztes Betriebssystem oder Standort, (automatisiert) anpassen lassen (Johnston 2015). Proaktivität kommt zusätzlich ins Spiel, wenn die Inhalte ein potenzielles Bedürfnis auf der Kundenseite ansprechen, ohne dass dieses aktiv nachgefragt wurde (Narver et al. 2004).

Ein zentraler Treiber der Hyperpersonalisierung ist der Umstand, dass unternehmensseitige Informationen im Allgemeinen von der Kundenseite ignoriert werden, solange sie für das jeweilige Individuum keine Relevanz haben bzw. keinen essenziellen persönlichen Mehrwert liefern (Anshari et al. 2018). Dementsprechend verfolgt die Hyperpersonalisierung das Ziel, eine Kundenansprache zu gestalten, bei dem der Kunde gezielt und proaktiv mit relevanten Nachrichten und Produktangeboten adressiert wird (Shukla/Nigam 2018). Gerade die zunehmende, digital bedingte Informationsüberlastung – der so genannte „*Information Overload*“ – hat einen wichtigen Einfluss auf die Etablierung hochpersonalisierter Kommunikationsmaßnahmen. Der digitale Kunde sieht sich in seinen täglichen Entscheidungen mit einer Vielzahl von Informationen konfrontiert, welche er in der Summe nicht mehr ansatzweise verarbeiten kann und deshalb nach einer individuell passenden Informationsselektion strebt (Chen et al. 2009). Ferner geht es dabei nicht nur um eine veränderte Wahrnehmung des Entscheidungsprozesses, sondern auch der angebotenen Qualität, wie Chervany und Dickson bereits 1974 herausstellten. So werden Entscheidungen (wie z. B. beim Kaufprozess), die auf Basis einer undifferenzierten Masse an Informationen vorgenommen werden, insgesamt qualitativ niedriger eingeschätzt als jene, die auf klar strukturierten und individuell angepassten Informationen basieren (Chervany/Dickson 1974). Aus der Perspektive der Hyperpersonalisierung geht es folglich darum, unternehmensseitige Nachrichten und damit verbundene Ansprachen an den entscheidenden *Kundenkontaktpunkten* so zielgerichtet zu verteilen, dass diese die größtmögliche Aufmerksamkeit beim Kunden hervorrufen können.

Um die Entwicklungsstufen der unterschiedlichen Ansätze der Kundenansprache in Richtung eines datengetriebenen Echtzeit-Marketings zu verdeutlichen, eignet sich eine konzeptionelle Einordnung basierend auf den zwei Dimensionen der *Customer Insights* und dem sich insgesamt ergebenden *Grad der Kundenorientierung*. Die Dimension der *Customer Insights* beschreibt dabei das generelle Verständnis der Kundenbedürfnisse aus der Unternehmensperspektive und bezieht auch die Hintergründe mit ein, vor allem wenn es

darum geht, Veränderungen in den Bedürfnisstrukturen aufzudecken (Hillebrand et al. 2011). In diesem Zusammenhang wird in der Literatur zudem bereits explizit die *Datennutzung* aufgeführt, welche die Basis für wertvolle Customer Insights bildet und entsprechend genutzt werden kann, um Kommunikationsmaßnahmen an die Kundenbedürfnisse anzupassen (Setia et al. 2013). Damit verbunden bezieht sich die Kundenorientierung auf die dyadische Beziehung zwischen Unternehmen und Kunden mit dem Ziel, individuelle *Kundenerwartungen bzw. -wünsche* zu erfüllen, indem diese explizit in die unternehmerischen Leistungen, wie z. B. die Kundenansprache, integriert werden (Kühn 1991). Abbildung 2 verdeutlicht die Entwicklungsstufen gemäß den beschriebenen Dimensionen.

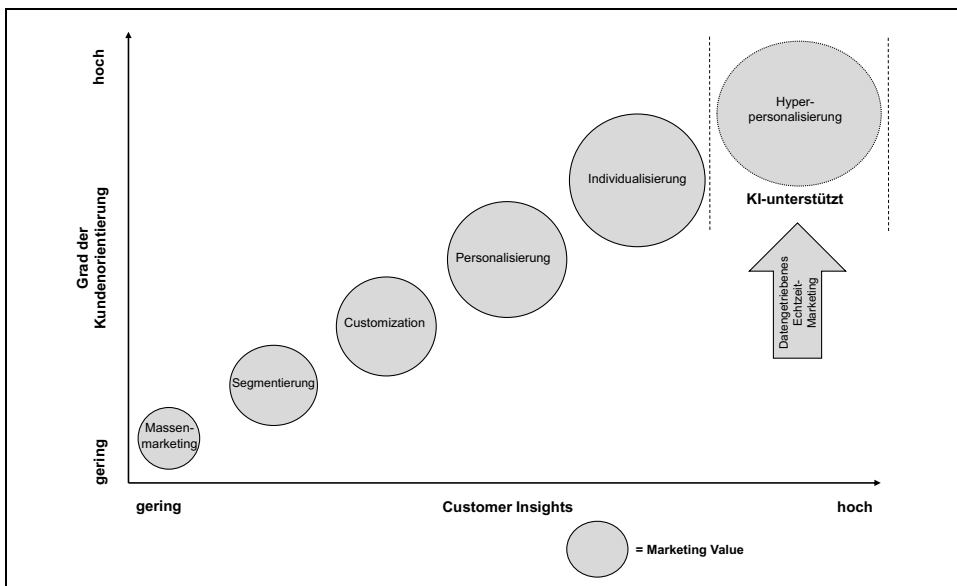


Abbildung 2: Überblick über die verschiedenen Entwicklungsstufen der Kundenansprache

Ausgangspunkt der Einordnung ist hier wiederum das *Massenmarketing* mit sehr gering ausgeprägten Customer Insights, wodurch gleichzeitig auch keine individuelle, sondern eine standardisierte Kundenansprache umgesetzt wird, die sich in einem geringen Grad der Kundenorientierung widerspiegelt. Im Zuge der *Segmentierung* ergeben sich graduelle Steigerungen in beiden Dimensionen, da zumindest spezifische Kundensegmente betrachtet werden, bevor über die kommunizierte Alternativenauswahl der *Customization* individuelle Erwartungen und Bedürfnisse eine wichtigere Rolle spielen. Die ansteigende Bedeutung beider Dimensionen zeigt sich aber vor allem in den *Ansätzen der Personalisierung und Individualisierung*. Die Personalisierung verdeutlicht im direkten Vergleich ein eher oberflächliches Kundenverständnis, sodass über die Anpassung der Kundenansprache auch die Kundenorientierung weniger hoch ausfällt als im Zuge der Individualisierung. Die aktuell höchste Stufe in Betrachtung beider Dimensionen lässt sich im

Zusammenhang der *Hyperpersonalisierung* wiederfinden, die nicht nur über die intensive Datennutzung tiefgreifende Customer Insights ermöglicht, sondern sich auch in Richtung einer echtzeitgetriebenen und kontextbezogenen Kundenansprache entwickelt. Zusätzlich lassen sich diese Einschätzungen auf die Optimierung der gesamten Unternehmensleistungen übertragen. Hierbei kann in dem vorliegenden Kontext primär die Komponente des „*Marketing Value*“ angeführt werden, welcher durch die Anpassung der Kundenansprache ebenfalls beeinflusst wird. So beschäftigt sich dieses Konstrukt mit der Identifikation und Messung von konkreten Marketingaktivitäten, die einen direkten Einfluss auf die Leistung eines Unternehmens ausüben und damit einen Wert schaffen – wie z. B. bei der Ausgestaltung der Kundenkommunikation (Hanssens/Pauwels 2016). Mit steigenden Customer Insights kann insgesamt ein höherer Grad der Kundenorientierung umgesetzt werden, der sich wiederum in einem höheren Marketingwert widerspiegelt, da die Kommunikation auf die individuellen Bedürfnisse zugeschnitten wird und damit für den Einzelnen an Relevanz gewinnt (Payne et al. 2017; Darmody/Zwick 2020). All diese Abstufungen verdeutlichen die Entwicklung hin zu einem datengetriebenen Echtzeit-Marketing, welches sich nach aktuellem Stand in der Hyperpersonalisierung und der damit verbundenen hochpersonalisierten Kommunikation widerspiegelt. Ziel ist es dabei, auf externe Ereignisse oder Auslöser (wie z. B. eine Kundenanfrage) unmittelbar ohne Zeitverzug zu reagieren (Lieb 2013). Die Nutzung verschiedener Datenquellen kann hierbei nicht nur integriert, sondern auch aktiv durch die Nutzung von Künstlicher Intelligenz unterstützt werden, um die Kundenansprache automatisiert zu optimieren und im nächsten Schritt eine direkte Verbindung zwischen dem konzeptionellen Ansatz und den vorhandenen technologischen Möglichkeiten zu schaffen.

3.2 Zusammenspiel von Hyperpersonalisierung und Künstlicher Intelligenz

Aus Unternehmenssicht ist es nicht neu, große Datenmengen zu verarbeiten. Vielmehr liegt der Fokus nunmehr aber auf der eindeutigen *Anwendung dieser Daten* für die echtzeitgetriebene Steuerung der individuellen Kundenkommunikation. Der Begriff „Big Data“ gilt als Antwort auf die stetig steigenden Datenmengen, die sich aus unterschiedlichen Quellen, wie z. B. dem Online-Kaufverhalten oder aber auch den Social-Media-Aktivitäten, gewinnen lassen. Ziel ist hierbei stets, diese Datenmengen nicht nur zu speichern, sondern auch konkret zu verarbeiten, um daraus eine Entscheidungsunterstützung für den Kunden auf Basis einer gezielten Ansprache zu generieren (Artun/Levin 2015). Der *Echtzeitaspekt* steht bei dieser Verbindung aus Kommunikation und Technologie im Fokus, um eine möglichst hohe Relevanz für den Einzelnen zu erzeugen. Im Zuge dessen müssen auch die folgenden vier *Dimensionen von Big Data* Beachtung finden, damit eine echtzeitgetriebene Umsetzung überhaupt möglich wird (Gentsch 2018):

- *Volume*: Hier spielt vor allem die vorliegende Datenmenge eine entscheidende Rolle, welche kontinuierlich erfasst und gespeichert wird. Die notwendigen Prozessschritte sollten möglichst effizient und effektiv ablaufen, um sich später im Unternehmenserfolg widerzuspiegeln.
- *Velocity*: Da die beschriebene Datenmenge heute mit einer hohen Geschwindigkeit erzeugt wird, ist eine zeitnahe Speicherung und Analyse unerlässlich, um den jeweiligen Anforderungen gerecht werden zu können.
- *Variety*: Neben einer großen Datenmenge bestimmt auch eine große Datenvielfalt das Bild der Big Data-Nutzung. So können Daten sowohl in strukturierter (z. B. Kundendaten im CRM-System) als auch in unstrukturierter (z. B. Social Media-Daten) Form vorliegen.
- *Veracity*: Während die anderen Dimensionen vor allem durch entsprechende Systeme unterstützt werden können, wird diese Komponente darüber nicht abgedeckt. Hier stehen vielmehr die Vertrauenswürdigkeit, die Wahrhaftigkeit und die Sinnhaftigkeit von Daten im Mittelpunkt, denn nicht alle Daten sind glaubwürdig und sollten dementsprechend ausgewertet werden.

Im Zeichen dieser Anforderungen können auch die veränderten Bedingungen auf der Kundenseite durch die Anwendung Künstlicher Intelligenz aufgegriffen werden. Gemäß einer Studie von McKinsey beläuft sich der mögliche *ökonomische Mehrwert von Künstlicher Intelligenz* allein im Marketing und Vertrieb auf 1,4 Bio. USD weltweit, wenngleich aktuell nur etwa 12 Prozent der sich ergebenden Potenziale in Europa ausgenutzt werden (Hajek et al. 2018; McKinsey Global Institute 2019). Auch wenn ein großer Prozentsatz der intelligenten Kundenansprachen noch in den „Kinderschuhen“ zu stecken scheint, so haben es technologische Fortschritte, wie z. B. maschinelles Lernen, geschafft, dass existierende Systeme in Richtung adaptiver Inhalte mit besserer Kundenorientierung und -kommunikation optimiert werden. Das *Zusammenspiel von Hyperpersonalisierung und Künstlicher Intelligenz* gelingt vor allem dann, wenn die Datensammlung auf ein gezielt ausgerichtetes Kundenerlebnis abgestimmt wird. Was in früheren Tagen bereits durch die ersten Recommender-Systeme im Kontext von Produktempfehlungen umgesetzt wurde, erfährt im Rahmen dieser hochgradigen Personalisierung der Kommunikationspolitik eine neue Blütezeit (Gentsch 2018). Da die Komplexität der damit verbundenen Prozesse nach aktuellem Ermessen noch immer als hoch einzustufen ist, kann auch hier die menschliche Unterstützung nicht außer Acht gelassen werden. Ziel ist es, auf Basis von definierten Regeln Algorithmen zu entwickeln, die das Erstellen individueller Kundenprofile erleichtern (Zanker et al. 2019). Maschinelles Lernen kommt vornehmlich zum Einsatz, um auf der Grundlage der kontinuierlich wachsenden Datenmenge automatisiert mehr über den einzelnen Kunden zu erfahren und dies in direkter Weise mit dem Content Marketing zu verknüpfen. *One-to-One-Marketing* im Zeichen der Künstlichen Intelligenz setzt insgesamt dort an, wo bestimmte Verhaltensformen, Muster und Präferenzen erkannt werden und darauf aufbauend prädiktive Leistungen automatisiert erbracht werden können (Gentsch 2018).

4. Umsetzung einer hyperpersonalisierten Kundenansprache

4.1 Basismodell eines digitalen Personalisierungsansatzes

Um nachhaltig am Markt erfolgreich aufzutreten, ist es für Unternehmen unumgänglich, sich mit den verschiedenen *Potenzialen einer hochpersonalisierten Kundenansprache* zu beschäftigen und gleichzeitig ein systematisches Handlungskonzept zu dessen Realisierung zu entwickeln. Da der Ansatz der Hyperpersonalisierung sich erst seit vergleichsweise kurzer Zeit im Marketingkontext positioniert hat, existiert noch kein eindeutiges Schema zur Umsetzung in der Praxis. Zur allgemeinen Orientierung und Ableitung von praktischen Implikationen kann das existierende *4R Personalization Framework* von Accenture genutzt werden, welches als eine Art Leitfaden mit vier Schlüsselkomponenten für eine erfolversprechende Umsetzung von Personalisierung etabliert wurde und sich entsprechend auf den Kontext der Hyperpersonalisierung anwenden lässt (Accenture Interactive 2016). Dieses Framework ermöglicht zunächst einen Überblick über das allgemeine *Vorgehen zur Realisierung individueller Kundenkommunikation* (Basisfaktoren):

- (1) *Recognize*: Neben einer eindeutigen Kundenidentifikation ist es für die Umsetzung einer individuellen Kundenkommunikation zunächst einmal essenziell, sich generell dem Thema einer kontinuierlichen Datenerfassung anzunehmen. Dies schließt die Festlegung eindeutiger Datenquellen und -erhebungsmethoden über möglichst viele Kanäle mit ein, um individuelle Kundenprofile zu generieren.
- (2) *Remember*: Mit dem Erfassen jedes individuellen Kunden geht einher, dass Präferenzen und damit zusammenhängende Faktoren wie z. B. die individuelle Kaufhistorie kontinuierlich analysiert und überprüft werden, um ein realistisches Gesamtbild zu erschaffen. Dieses dient als Basis aller folgenden Schritte, um das Entscheidungsverhalten nachhaltig beeinflussen zu können.
- (3) *Relevance*: Eine individuelle Kundenansprache ist nur dann erfolgreich, wenn sie für den Einzelnen relevant ist. So kommt es schlussendlich darauf an, spezifische Inhalte zu entwickeln, welche einen Mehrwert für den individuellen Kunden bieten.
- (4) *Recommend*: Durch den beschriebenen 360-Grad-Blick auf den einzelnen Kunden und seine Bedürfnisstrukturen ist es aus Unternehmensperspektive nun möglich, passende Empfehlungen zu generieren und individuell zu adressieren.

Mit Blick auf die aufgeführten Schritte des 4R Personalization Frameworks wird deutlich, welche Komplexität eine hyperpersonalisierte Kundenkommunikation generell mit sich bringt. Die Praxis sieht sich mit der Herausforderung konfrontiert, dass herkömmliche Standardsoftware nicht (mehr) ausreichend ist, um auf die individuellen Bedürfnisstrukturen einzugehen. Als anpassungsfähige Lösung kommt hier konkret die *Nutzung KI-basierter Systeme* ins Spiel, um die Kundenkommunikation zu unterstützen und die Automatisierung von Prozessen voranzutreiben (KPMG 2020). Dabei sind diese intelligenten

Systeme in Form des *maschinellen Lernens* oder *Data Mining* als sinnvolle Ergänzung zu sehen, wenn es darum geht, Kunden bedürfnisbestimmt zu adressieren (Gentsch 2018). Aufgrund der inhaltlichen Komplexität gilt der Mensch allerdings noch immer als integraler Bestandteil von KI-basierten Lösungen. Es geht also weniger darum, die Mitarbeitenseite kurz- bis mittelfristig zu ersetzen, sondern die vorhandenen Ressourcen – vor allem im Kontext der Datennutzung – optimal auszuschöpfen. Erst durch menschliches Feedback können die dahinterstehenden *Trainingsmechanismen der Künstlichen Intelligenz* erfolversprechend geleitet werden und bieten somit ein konkretes Zusammenspiel in der Optimierung der individuellen Kundenkommunikation (KPMG 2020). Um die Verbindung von Künstlicher Intelligenz und hyperpersonalisierter Kundenansprache nicht nur auf rein konzeptioneller Ebene, sondern auch operativ umsetzen zu können, gilt es dementsprechend, verschiedene Erfolgsfaktoren zu betrachten. Diese bieten konkrete Anhaltspunkte zur Umsetzung der beschriebenen Schritte des 4R Personalization Frameworks, was vor allem in den Phasen der „Relevance“ und des „Recommend“ schlussendlich zum Ausdruck kommt.

4.2 Erfolgsfaktoren der Hyperpersonalisierung

Gerade aus Sicht des heute vermehrt digital getriebenen Kunden hat sich dessen Erwartungshaltung stark verändert, da eine individuell passende Kommunikation mit kurzen Reaktionszeiten immer stärker eingefordert wird (Kreutzer 2018). Im Zuge der notwendigen Datensammlung zur Abstimmung dieser Kundenansprache sind z. B. folgende *Fragestellungen* entscheidend, welche nicht einzeln, sondern im Gesamtverbund betrachtet werden müssen, um eine Hyperpersonalisierung umsetzen zu können (unter anderem Faulds et al. 2017; Shukla/Nigam 2018; Sodhi 2018):

- In welchem Kontext werden die jeweiligen Informationen abgerufen? Wie ist der Kunde auf die Information aufmerksam geworden (z. B. über Social Media)?
- Welche Inhalte/Informationen sind für den jeweiligen Kunden relevant?
- Zu welchen exakten Zeitpunkten sucht derjenige am häufigsten nach den entsprechenden Informationen? Wann ist das Kundenengagement am höchsten?
- In welchem zeitlichen Rhythmus werden die (gleichen) Informationen abgerufen?
- Wo befindet sich der Kunde, wenn er die Informationen abrufen (Standort)?
- Über welches Gerät wird im Allgemeinen nach relevanten Informationen gesucht?
- Wie oft werden Käufe abgeschlossen bzw. auch wieder abgebrochen?
- Wie lange befindet sich der Kunde durchschnittlich auf der Webseite?

In Kombination bilden die aufgeführten Fragestellungen die Basis sowohl für die *Anwendung hochpersonalisierter Kommunikationsmaßnahmen* als auch für die damit einhergehenden *Vorhersagen zukünftigen Kundenverhaltens*. Zeigen sich so beispielsweise wiederkehrende Effekte auf das Kaufverhalten (z. B. sich wiederholende Kaufvorgänge in einem bestimmten zeitlichen Rhythmus), kann eine proaktive Kundenansprache ein potenzielles Bedürfnis bereits frühzeitig konkret wecken bzw. in Echtzeit ansprechen (Hennessey 2018; Sodhi 2018).

Im Zeichen all jener Herausforderungen der Kundenorientierung bedarf es einer genauen Abstimmung der Komponenten, die sich mit einer hyperpersonalisierten Ausrichtung beschäftigen. Anknüpfend an den eingangs dargelegten acht Fragestellungen und aufbauend auf einer umfangreichen Literaturanalyse liefert Abbildung 3 einen Überblick über *zentrale Einflussfaktoren* einer hochpersonalisierten Kundenansprache. Durch eine aktuell noch eher fragmentierte Darstellung der Hyperpersonalisierung werden dabei Kriterien aus unterschiedlichen Anwendungskontexten und Literaturquellen dieser hochpersonalisierten Kundenansprache aufgegriffen und näher erläutert. Ausschlaggebend ist, dass der Kunde und seine individuellen Wünsche im Zentrum der Betrachtung stehen, um eine zielgerichtete Umsetzung dieser datengetriebenen Kommunikation überhaupt zu bewirken.

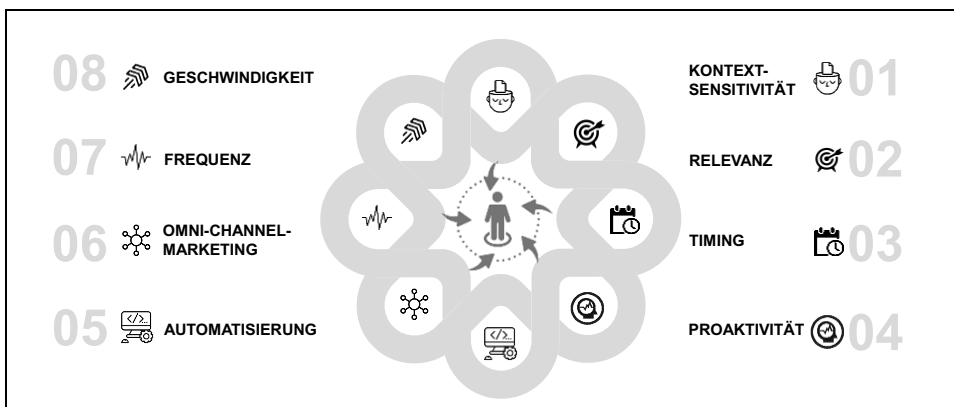


Abbildung 3: Erfolgsfaktoren hochpersonalisierter Kundenansprache im Überblick

(1) Kontextsensitivität

Der Faktor, welcher einen der größten Beiträge zu einer hyperpersonalisierten Kundenansprache liefert, beschäftigt sich mit der so genannten Kontextsensitivität der genutzten Kundenansprache. Dieser Treiber lässt sich direkt aus der Definition der Hyperpersonalisierung im Marketingkontext herleiten und bringt zum Ausdruck, dass die genutzten Kommunikationsmaßnahmen auf den jeweiligen Kontext des einzelnen Kunden abgestimmt sein müssen. Dies bedeutet konkret, dass situationale Faktoren (wie z. B. die aktuelle Jahreszeit oder gerade stattgefundenene Life Events) genauso betrachtet werden müssen wie lokale Daten, welche beispielsweise über Bluetooth-basierte Tools in Verbindung mit so genannten *Location-Based Services* erhoben werden können. Diese kontextuellen Daten erlauben es aus Unternehmenssicht, den Kunden direkt anzusprechen und individuelle Empfehlungen im Zusammenhang seiner Bedürfnisse zu liefern (dotCMS 2018; Shukla/Nigam 2018). Nutzt der Kunde beispielsweise sein Smartphone, um sich mobil über ein Produkt auf der Unternehmenswebseite zu informieren, kann diese Information dafür

verwendet werden, um direkt einen Store in der Nähe des aktuellen Standortes zu empfehlen, in dem das Produkt verfügbar ist. Diese Art der Kontextabhängigkeit von Kundenansprachen erlaubt es, einzigartige Kundenprofile zu kreieren, die eine direkte Verbindung zu der Bedürfnisstruktur des Kunden ermöglichen (Tong et al. 2020).

(2) Relevanz

Ein weiterer essenzieller Erfolgsfaktor baut direkt auf der Kontextsensitivität auf und betrachtet die Relevanz von hyperpersonalisierten Kundenansprachen. Dabei schließt diese Komponente an der Erkenntnis an, dass marketinggetriebene Nachrichten nur dann Beachtung auf der Kundenseite finden, wenn diese eine Relevanz für den Einzelnen aufweisen. Dieser Relevanz nimmt sich die Hyperpersonalisierung an und hat das Ziel, einen essenziellen Nutzen bereitzustellen, der beispielsweise in Form einer individuellen Effizienzsteigerung, Bedürfnisbefriedigung oder Kostenersparnis zum Ausdruck kommt (Bradley et al. 2015). Wichtig ist anzumerken, dass Personalisierung mit geringerer Granularität diese Hyper-Relevanz (engl. *Hyper-Relevance*) nicht vollständig abdecken kann. Während bei graduell eher schwach ausgeprägten Personalisierungsansätzen Unternehmen lediglich ein grobes Kundenprofil vorliegen haben, ermöglicht ein hyperrelevantes Konzept ein umfassendes Datenprofil aus demographischen Angaben, Kauf- und Browsing-Verhalten, um explizit zu adressieren, was der Kunde gerade erreichen möchte. Dieses analysegetriebene Konzept spiegelt sich in dem relativen Wert wider, welcher dem Kunden individuell entgegengebracht werden kann. Innerhalb dieser Unternehmen-Kunden-Interaktion wird somit ebenfalls deutlich, welcher Mehrwert die Kundenentscheidung für einen Anbieter bzw. ein Produkt mit sich bringt (Payne et al. 2017). Essenzieller Treiber ist in diesem Zusammenhang stets die Abstimmung auf den individuellen Bedarf, um die Auswahl von Angeboten grundlegend zu vereinfachen und herauszustellen, für wen ein Kundenerlebnis spezifisch gestaltet wird. Dabei können die sich ergebende subjektive Einordnung der Relevanz und das einhergehende Nutzenversprechen schon fast als eine Art Rechtfertigung des gesamten Ansatzes der Hyperpersonalisierung verstanden werden, denn dieses individuelle Vorgehen bietet weit mehr als eine breite Marktsegmentierung (de Roys et al. 2017; Brucker-Kley et al. 2018). Es soll vielmehr für den einzelnen Kunden ein Erlebnis ermöglicht werden, welches sowohl aus kurzfristiger als auch aus langfristiger Perspektive eine hohe Bedeutung aufweist. Vor allem die langfristige Betrachtung einer Customer Experience reflektiert die individuellen Wahrnehmungen und Interaktionen nochmals genauer und bleibt damit im Kopf des Kunden haften (Gouthier et al. 2012). Gelingt es einem Unternehmen nun, eine hohe Relevanz mit seinen Marketingnachrichten zu generieren, kommt dies auch in der Bewertung der gesamten Kundenerfahrung zum Ausdruck.

(3) Timing

Aus Unternehmenssicht ist es aber nicht nur entscheidend, in welchem Kontext Kundenansprachen erfolgen und welche Relevanz sie für den Einzelnen entwickeln. Der Zeitpunkt der Ansprache hat ebenfalls einen substantiellen Einfluss auf den Erfolg einer solchen

Kommunikationsmaßnahme. Dabei spielt vor allem die individuelle *Aufmerksamkeitsspanne* eine wichtige Rolle. Oftmals werden diese zeitlichen Faktoren vollkommen außer Acht gelassen, obwohl die Zeitspanne der individuellen Aufmerksamkeit als Schlüsselement zu werten ist (Ho et al. 2011). Im Marketingbereich wird sogar angeführt, dass Timing die wichtigste aller Variablen ist, wenn es darum geht, auf den Kunden zuzugehen (Kalyanam/Zweben 2005). Passend zu diesen Ausführungen baut die Hyperpersonalisierung auf dem Ziel auf, den Kunden zu den Zeitpunkten mit hochpersonalisierten Empfehlungen zu erreichen, wenn das Zeitfenster des persönlichen Interesses am größten ist (de Roys et al. 2017). Hier kann auch Bezug zu den so genannten „*Micro Moments*“ in der Customer Journey genommen werden, welche begrifflich vor allem durch Google geprägt wurden (Plottek/Herold 2018). Dabei handelt es sich um solche Momente, in denen sich der Kunde empfänglich für die Einflussnahme durch ein Unternehmen zeigt. Zu diesen Zeitpunkten wird dem Unternehmen signalisiert, dass es sinnvoll ist, präsent zu sein und relevante Inhalte zu liefern. Die unternehmensseitig verteilten Inhalte können dementsprechend entweder nur konsumiert werden oder sie lösen als Trigger eine direkte Kundenreaktion aus, z. B. in Form eines Kaufvorganges (Adams et al. 2015). Das bedeutet, dass die Datenanalyse auch diesen Faktor einbeziehen muss, um beispielsweise zu erkennen, zu welchen Zeitpunkten ein Kunde vermehrt online aktiv ist oder auch auf direkte Kundenansprachen (z. B. durch die Verlinkung einer Webseite in einem Newsletter) reagiert. Die derzeit oft noch statisch wirkenden Personalisierungsansätze schaffen es auf diese Weise, eine zeitliche Dynamik einzufangen und diese auf die individuelle Kundenansprache zu übertragen (Wollan et al. 2017). Vor allem im Zeichen einer *echtzeitgetriebenen Kommunikation* ist das Timing von großer Bedeutung, um adäquat auf Veränderungen im Kundenverhalten zu reagieren. Gleichzeitig steigert dieses Vorgehen indirekt auch die Relevanz der jeweiligen Nachrichten, wenn der Kontakt zu einem passenden Zeitpunkt für den Kunden stattfindet.

(4) Proaktivität

Ähnlich wie die bereits beschriebenen Faktoren, bildet auch die Proaktivität eine wichtige Säule einer hochpersonalisierten Kundenansprache. Eine proaktive Kommunikationsausrichtung bedeutet, die Kundenseite bereits dann mit relevanten Nachrichten zu adressieren, wenn diese das eigene Bedürfnis noch gar nicht artikuliert hat. Aufgrund der Tatsache, dass Kunden hochpersonalisierte Kontaktpunkte immer mehr selbst einfordern, ist es Aufgabe aus Unternehmensperspektive, Bedürfnisstrukturen viel eindeutiger antizipieren zu können (Salesforce Research 2018). Im Zuge dessen kann wiederum auf die vorhandene Datenmenge zurückgegriffen werden. Aufbauend auf historischen Datenpunkten ist es folglich zielführend, bestimmte *Charakteristika des individuellen Kundenverhaltens* einzufangen und zu analysieren, um diese zukünftig besser vorhersagen zu können. Was oft auch als „Blick in die Glaskugel“ bezeichnet wird, hat vielmehr die Absicht, Empfehlungen noch besser an das Individuum anpassen zu können. Wird ein Angebot beispielsweise immer in einem bestimmten zeitlichen Rhythmus nachgefragt, kann der Kunde proaktiv auf dieses hingewiesen werden. Dabei ist es zudem möglich, Kundenbedürfnisse noch

stärker zu wecken und damit den Kunden intensiver an das Unternehmen zu binden. Vor allem der Langzeitwert des Kunden im Zeichen einer starken Kundenbindung wird auf diese Weise optimiert. Gleichzeitig können sich Unternehmen insgesamt viel besser an das individuelle Kundenverhalten anpassen, wenn sie die Möglichkeit haben, dieses bestmöglich zu antizipieren (Artun/Levin 2015). Gerade in Zeiten einer vorherrschenden Informationsüberlastung des Kunden kann darüber die Bedeutsamkeit des Kundenerlebnisses gleichermaßen verbessert werden (siehe *Relevanz*).

(5) Automatisierung

Vor allem über die Kombination von Hyperpersonalisierung und Künstlicher Intelligenz wird deutlich, dass beide Ansätze eine Einheit bilden sollten, um eine hochpersonalisierte Kundenansprache adäquat umsetzen zu können. In diesem Zusammenhang bedient sich das Marketing auch immer mehr *Automatisierungstechniken*, die eine eindeutige Abstimmung von Zielen und Handlungen ermöglichen. Während Aspekte wie die Effizienzsteigerung von Prozessen und die Optimierung der Effektivität von Entscheidungen im Zentrum der Betrachtung stehen, zeigt sich in der direkten Einflussnahme auf das Kundenverhalten durch diverse *Personalisierungsstrategien* die ganze Komplexität dieses Ansatzes. Erste Anzeichen zur Nutzung von Automatisierungstechniken lassen sich bereits im Churn Management wiederfinden, aber vor allem präskriptive Entscheidungsunterstützungen bauen auf unterschiedlichen Konzepten der Automatisierung im Zuge der Nutzung von Künstlicher Intelligenz auf (Findeisen 2017). Kontinuierliche *Lernprozesse auf Basis von existierenden Daten* lassen Marketing und Vertrieb über das Content Management noch stärker zusammenrücken. Der geforderte 360-Grad-Blick auf den Kunden soll dabei direkt in alle existierenden Systeme integriert werden, um das Echtzeit-Marketing gezielt zu unterstützen. Dahinter steckt vorwiegend die klare Vorstellung, dass auf der Datenbasis Nachrichten immer mehr automatisiert an die Kundenseite versendet werden können, ohne dabei eine hochgradige Personalisierung zu vernachlässigen. So bedürfen vor allem der Aufbau von Datenmodellen, die Analyse von Datenquellen und die Optimierung der dahinterstehenden Prozesse einer möglichst automatisierten Vorgehensweise. Sind zunächst einmal die ersten Schritte in Richtung einer Automatisierung gemacht, kann die beschriebene Hyperpersonalisierung durch automatisierte Prozesse kontinuierlich und erfolversprechend weiterentwickelt werden (Hummel 2017).

(6) Omni-Channel-Marketing

Allgemein ist das Marketing in den letzten Jahren durch Entwicklungen geprägt, die immer häufiger neue Technologien integrieren und damit einen Paradigmenwechsel mit steigender Komplexität vorantreiben. Dabei erfährt vor allem die Kombination unterschiedlicher Kontaktkanäle eine wachsende Bedeutung (Stüber/Hudetz 2017). Zeitweise scheint es aber noch immer, dass aus Unternehmensperspektive der Fokus zu stark auf einen einzelnen Kanal gelegt wird, sodass der gesamte Customer Analytics-Bereich oft noch nicht seine Position im Omni-Channel-Marketing gefunden zu haben scheint. Gerade bei *hy-*

perpersonalisierten Nachrichten erwartet die Kundenseite jedoch ein problemloses Wechseln zwischen verschiedenen Kanälen, die nahtlos miteinander verknüpft sein sollten. Diese *Seamless Customer Experience* (Lemon/Verhoef 2016) erfordert dementsprechend eine kanalübergreifende Strategie, bei der die hochpersonalisierte Ansprache über den aktuell präferierten Kanal stattfindet. So wird primär der mobile Kanal immer mehr zum kritischen Aspekt dieses Faktors und bestimmt nicht selten den Erfolg einer gesamten Kommunikationskette (Shukla/Nigam 2018). Der Kunde entscheidet, welchen Kanal er gerade nutzen möchte und kann Informationen zu jeder Zeit selbstständig abrufen. Fundamental ist hierbei, dass aus Unternehmenssicht die verschiedenen Kanäle nahtlos mit hochpersonalisierten Inhalten bedient werden sollten. Dazu gehört es auf der einen Seite, Daten über verschiedene Kanäle zu erfassen und zu analysieren, auf der anderen Seite aber auch das Kundenerlebnis entsprechend anzupassen. Die Grenze zwischen Online- und Offline-Welt scheint im Zeichen dieses allzeit vernetzten Kundenerlebnisses (engl. *Connected Customer Experience*) immer mehr zu verschwinden (Riedmann-Streitz 2017).

(7) Frequenz

Bei der Betrachtung der bereits ausgeführten Erfolgsfaktoren wird deutlich, dass sich die individuelle Ausrichtung in allen Komponenten wiederfinden lässt. So ist dies auch bei der Abstimmung der Frequenz der unterschiedlichen Kommunikationsmaßnahmen der Fall. Frequenztechniken sind seit jeher im Marketing bekannt und werden meist ergänzend zu den so genannten *Aktivierungstechniken der Kommunikationspolitik* eingesetzt. Dabei geht es primär darum, dass die Kommunikationswirkung von der Anzahl der Wiederholung(en) abhängig ist. Da Kaufentscheidungen nur in den wenigsten Fällen direkt nach der ersten Kontaktaufnahme getroffen werden, ist es Aufgabe der Frequenztechnik, im „Kopf“ der potenziellen Kunden zu bleiben. Dementsprechend sollen die Werbebotschaften mehrmalig in einer optimalen Art und Weise platziert werden, um den Effekt einer Langzeitwirkung zu entfalten (Homburg 2017). Aus Sicht der Hyperpersonalisierung hat dies zur Folge, dass die datengetriebenen Maßnahmen nicht nur zu einem passenden Zeitpunkt, sondern auch in einem individuell abgestimmten Rhythmus umgesetzt werden müssen. Auch hier ist es gewinnbringend, aus den bereits vorliegenden Daten und Kundenprofilen passende Erkenntnisse zu ziehen und zu analysieren, nach wie vielen Kundenansprachen eine entsprechende Reaktion (z. B. in Form eines Webseitenaufrufes) zu verzeichnen ist. Dieser Faktor kann zusätzlich mit dem Element der Proaktivität kombiniert werden, indem beispielsweise die Kaufhäufigkeit eines Produktes genau festgehalten wird, um daraus einen Rhythmus für proaktive Produktempfehlungen abzuleiten.

(8) Geschwindigkeit

Hyperpersonalisierung wird gleichermaßen in einem Atemzug mit echtzeitgetriebenem Marketing (engl. *Real-Time Marketing*) genannt. Dies schließt mit ein, dass Daten in Echtzeit erfasst, analysiert und in passende Maßnahmen überführt werden. In welchem exakten

Rahmen von Minuten, Sekunden oder sogar Millisekunden diese Echtzeitverarbeitung jedoch stattfinden soll, stößt sowohl in der Wissenschaft als auch in der praktischen Anwendung noch auf einige kontroverse Diskussionen (unter anderem Busch 2017). Dies hat zur Folge, dass derzeit noch kein finales Kriterium für eine Bewertung solcher Maßnahmen im Zuge einer Hyperpersonalisierung der Kundenansprache festgelegt wurde. Was vielfach auch als „*Marketing-on-the-fly*“ bezeichnet wird, scheint sich in gewisser Weise an den „Just-in-Time“-Ansatz aus der Produktionswirtschaft anzulehnen, bei dem bestimmte Schritte in der Wertschöpfungskette genau zeitlich aufeinander abgestimmt stattfinden und keinen Verzug erlauben (Klein 2015). Einen solchen Verzug erlaubt auch die Hyperpersonalisierung nicht, sodass Geschwindigkeit ebenfalls eine entscheidende Position einnimmt. Diese Geschwindigkeit spielt sowohl auf der Seite der Datenverarbeitung – als so genannter *Processing Speed* – als auch bei dem Einsatz der jeweils passenden Marketinginstrumente eine wichtige Rolle. Im Zuge des Erfolgsfaktors des Processing Speeds sollten aus Unternehmenssicht dementsprechend vor allem folgende Fragen gestellt werden: Wie schnell lassen sich die verfügbaren Daten erfassen bzw. verarbeiten und wie rasch kann darauf basierend auf das Kundenverhalten reagiert werden (von Lienen/Pieper 2017)? Marketingmaßnahmen, die erst mit einem großen zeitlichen Verzug umgesetzt werden, da die Datenverarbeitung nur mit geringer Geschwindigkeit gehandhabt wird, führen zu essenziellen Einbußen in anderen Einflussfaktoren wie z. B. der Relevanz oder des Timings.

In der Gesamtbetrachtung bilden die beschriebenen Erfolgsfaktoren somit die Gestaltungskriterien zur erfolgreichen Umsetzung einer hochpersonalisierten Kundenansprache und schlagen so die Brücke zwischen Wissenschaft und Praxis, indem Künstliche Intelligenz aktiv in die Kommunikationspolitik eines Unternehmens integriert wird.

5. Fazit und Ausblick

Insgesamt wurden im Rahmen dieses Beitrages eine erste Strukturierung und Klassifizierung unterschiedlicher Ansätze der Kundenansprache und deren Abgrenzung untereinander vorgenommen. Gleichmaßen wurden vor allem Perspektiven aufgezeigt, welche sich aus einer direkten Verbindung zur Künstlichen Intelligenz im Kontext der Hyperpersonalisierung ergeben. Ziel war es folglich, spezifische Erfolgsfaktoren einer hyperpersonalisierten Kundenansprache zu identifizieren, die es gerade aus einer anwendungsorientierten Perspektive ermöglichen, sich mit der Umsetzung detailliert zu beschäftigen. Diese Darlegung verdeutlicht, dass die allgemeine Kundenansprache in ihrer klassischen Form nicht mehr erfolgversprechend genug ist. Gerade die Thematik der Hyperpersonalisierung zeigt sich aber aktuell noch wenig erforscht. Die aufgezeigten Handlungsempfehlungen gelten somit primär als Leitfaden für zukünftige Implementierungsansätze, die eine Art „Proof of Concept“ ermöglichen sollen. Auch wenn bereits existierende Konzepte und Maßnahmen noch im Sinne der Etablierung einer hyperpersonalisierten Kundenansprache abge-

stimmt werden müssen, wird insgesamt deutlich, dass eine „One-size-fits-all“-Ausrichtung nicht mehr ausreichend ist, um sich langfristig am Markt behaupten zu können (Labelium 2020). Aus praktischer Perspektive wird es vor allem darauf ankommen zu beobachten, inwieweit KI-basierte Systeme einen noch stärkeren Einzug in den Unternehmensalltag finden werden, um eine bedürfnisorientierte, kontextuelle und echtzeitgetriebene Kundenkommunikation zuzulassen. In der Umsetzung der beschriebenen Erfolgsfaktoren bieten sich folglich sowohl große Potenziale in der generellen Kundenbindung als auch in der Steigerung von Umsatzzahlen.

Aus wissenschaftlicher Perspektive sollte vor allem die Untersuchung der *Kundenwahrnehmung* ins Zentrum künftiger Analysen rücken, um fundierte Aussagen über direkte Effekte der diversen Personalisierungsstrategien auf das Kunden- bzw. Kaufverhalten treffen zu können. Mit der Hyperpersonalisierung im Fokus sollte unter anderem analysiert werden, inwieweit hochpersonalisierte Inhalte Kaufentscheidungsprozesse beeinflussen und gleichzeitig zur Kundenbegeisterung beitragen. Neben der Kundenperspektive ist es zudem entscheidend, den Blick auf die Unternehmensseite zu richten. In diesem Zusammenhang wird es darauf ankommen, konkrete Maßnahmen in der Umsetzung zu erarbeiten, die die künftigen Weiterentwicklungen der Künstlichen Intelligenz aufgreifen und diese explizit in Verbindung setzen mit der voranschreitenden Echtzeitdatennutzung. Im Zuge der erforderlichen Datenanalyse wird es erfolgsentscheidend sein, die Auslegung der gesetzlichen Vorgaben des Datenschutzes aufzuzeigen, um aus unternehmerischer Sicht den Grad der Umsetzbarkeit einer hochpersonalisierten Kundenansprache zu bestimmen. Zusätzlich wirft die Gesamthematik der Hyperpersonalisierung die Frage nach konkreten Messgrößen zur Erfolgsbeurteilung in der Praxis auf. In diesem Zuge müssen adäquate *Key Performance Indicators* (KPIs) identifiziert werden, die die beschriebenen Erfolgsfaktoren aufgreifen und entsprechend widerspiegeln. Insgesamt werden somit sowohl aus forschungsorientierter Sicht als auch aus der Unternehmensperspektive spezifische Ansatzpunkte deutlich, die einer weiterführenden Analyse und Diskussion bedürfen, um sich der hochpersonalisierten Kundenansprache noch weiter zu nähern.

Literaturverzeichnis

- Abraham, M./Mitchelmore, S./Collins, S./Maness, J./Kistulíneć, M./Kohdabandheh, S./Hoenig, D./Visser, J. (2017): Profiting from Personalization, in: bcg.perspectives by the Boston Consulting Group, https://image-src.bcg.com/Images/BCG-Profitting-from-Personalization-May-2017-2_tcm38-154625.pdf (Zugriff am 26.11.2020).
- Accenture Interactive (2016): Orchestrate, Organize, and Operationalize – Delivery on the Promise of Personalization @ Scale, https://www.accenture.com/_acnmedia/pdf-34/accenture-personalization-scale-pov.pdf (Zugriff am 26.11.2020).

- Acquisti, A./Brandimarte, L./Loewenstein, G. (2015): Privacy and Human Behavior in the Age of Information, in: *Science*, Vol. 347, No. 6221, S. 509-514.
- Adams, L./Burkholder, E./Hamilton, K. (2015): Micro-Moments – Your Guide to Winning the Shift to Mobile, <https://www.thinkwithgoogle.com/marketing-resources/micro-moments/> (Zugriff am 19.07.2020).
- Aguirre, E./Roggeveen, A.L./Grewal, D./Wetzels, M. (2016): The Personalization-Privacy Paradox – Implications for New Media, in: *Journal of Consumer Marketing*, Vol. 33, No. 2, S. 90-110.
- Anshari, M./Almunawar, M.N./Lim, S.A./Al-Mudimigh, A. (2018): Customer Relationship Management and Big Data Enabled – Personalization and Customization of Services, in: *Applied Computing and Informatics*, Vol. 15, No. 2, S. 94-101.
- Arora, N./Dreze, X./Ghose, A./Hess, J.P./Iyengar, R./Jing, B./Joshi, Y./Kumar, V./Lurie, N./Neslin, S./Sajeesh, S./Su, M./Syam, N./Thomas, J./Zhang, Z.J. (2008): Putting One-to-One-Marketing to Work – Personalization, Customization, and Choice, in: *Marketing Letters*, Vol. 19, No. 3, S. 305-321.
- Artun, Ö./Levin, D. (2015): *Predictive Marketing – Easy Ways Every Marketer Can Use Customer Analytics and Big Data*, New Jersey.
- BMBF (2020): Künstliche Intelligenz, #ChanceKI, Bericht des Bundesministeriums für Bildung und Forschung <https://www.bmbf.de/de/kuenstliche-intelligenz-5965.html> (Zugriff am 26.11.2020).
- Böhler, H./Gottschlich, W. (1985): Strategisches Marketing und strategische Unternehmensführung, in: *WISU – Das Wirtschaftsstudium*, 14. Jg. Nr. 5, S. 247-252.
- Bradley, J./Macauley, J./O’Connell, K./Delaney, K./Pinot, A./Barbier, J. (2015): Winning the New Digital Customer with Hyper-Relevance – In Retail, Insight Is Currency and Context Is King, <https://www.startitup.sk/wp-content/uploads/2015/11/ioe-retail-whitepaper.pdf> (Zugriff am 26.11.2020).
- Brucker-Kley, E./Keller, T./Kykalová, D. (2018): Prozessmanagement als Gestaltungshebel der digitalen Transformation, in: Brucker-Kley, E./Keller, T./Kykalová, D. (Hrsg.): *Kundennutzen durch digitale Transformation*, Wiesbaden, S. 3-16.
- Bruhn, M./Keller, C./Batt, V. (2015): Formen des Customer Engagement – Entwicklung einer Typologie, in: Bruhn, M./Hadwich, K. (Hrsg.): *Interaktive Wertschöpfung durch Dienstleistungen*, Wiesbaden, S. 83-112.
- Bruhn, M. (2019): *Kommunikationspolitik – Systematischer Einsatz der Kommunikation für Unternehmen*, 9. Aufl., München.
- Busch, O. (2017): *Realtime Advertising – Digitales Marketing in Echtzeit*, Wiesbaden.
- Bünke, C. (2018): *Künstliche Intelligenz – Die Zukunft des Marketings – Ein praktischer Leitfaden für Marketing-Manager*, Wiesbaden.
- Chen, Y.-C./Shang, R.A./Kao, C.-Y. (2009): The Effects of Information Overload on Consumer’s Subjective State towards Buying Decision in the Internet Shopping Environment, in: *Electronic Commerce Research and Applications*, Vol. 8, No. 1, S. 48-58.

- Chervany, N.L./Dickson, G.W. (1974): An Experimental Evaluation of Information Overload in a Production Environment, in: *Management Science*, Vol. 20, No. 10, S. 1335-1344.
- Cisco (2017): Customer Experience in 2020 – Seven Technology Trends Defining the Future of Customer Experience, <https://www.cisco.com/c/dam/en/us/solutions/collateral/digital-transformation/customer-experience/cx2020-whitepaper.pdf> (Zugriff am 26.11.2020).
- Darmody, A./Zwick, D. (2020): Manipulate to Empower – Hyper-Relevance and the Contradictions of Marketing in the Age of Surveillance Capitalism, in: *Big Data and Society*, Vol. 7, No. 1, S. 1-12.
- de Roys, S./Bouchard, A./Schad, M./Pellegrinelli, R./Mantz, B./Xuereb, J.-M./Viniane, C. (2017): Hyper-personalization vs. Segmentation – Has Big Data Made Customer Segmentation Redundant?, in: Capgemini Consulting & ESSEC, https://www.capgemini.com/consulting-fr/wp-content/uploads/sites/31/2017/08/hyperpersonnalisation_vs_segmentation_english_05-01-2017.pdf (Zugriff am 26.11.2020).
- Digital Marketing Institute (2020): The What, Why & How of the 360-Degree Customer View, <https://digitalmarketinginstitute.com/blog/the-what-why-and-how-of-360-degree-customer-view> (Zugriff am 10.08.2020).
- dotCMS (2018): Hyper-Personalization – It's Time to Truly Meet Your Customers, <https://cdn2.hubspot.net/hubfs/2389934/eBooks/Hyper-Personalization-whitepaper-dotCMS.pdf> (Zugriff am 26.11.2020).
- Fan, H./Poole, M.S. (2006): What Is Personalization? Perspectives in the Design and Implementation of Personalization in Information Systems, in: *Journal of Organizational Computing and Electronic Commerce*, Vol. 16, No. 3/4, S. 179-202.
- Faulds, D.J./Mangold, W.G./Raju, P.S./Valsalan, S. (2017): The Mobile Shopping Revolution – Redefining the Consumer Decision Process, in: *Business Horizons*, Vol. 61, No. 2, S. 1-16.
- Findeisen, D. (2017): Marketing-Automation-Projekte erfolgreich umsetzen, in: Hannig, U. (Hrsg.): *Marketing and Sales Automation*, Wiesbaden, S. 103-114.
- Gentsch, P. (2018): *Künstliche Intelligenz für Sales, Marketing und Service – Mit AI und Bots zu einem Algorithmic Business – Konzepte und Best Practices*, 2. Aufl., Wiesbaden.
- Gouthier, M.H.J./Giese, A./Bartl, C. (2012): Customer Experiences, Kundenbegeisterung und Service Excellence – Die Spezifikation DIN SPEC 77224, in: Bruhn, M./Hadwich, K. (Hrsg.): *Customer Experience*, Wiesbaden, S. 63-83.
- Hajek, S./Kroker, M./Menn, A. (2018): Künstliche Intelligenz – Sind Sie bereit dafür?, in: *WirtschaftsWoche*, <https://www.wiwo.de/my/technologie/digitale-welt/kuenstliche-intelligenz-sind-sie-bereit-dafuer/22840966.html?ticket=ST-2005031-EaMYuqiicDip27IAUEkc-ap6> (Zugriff am 25.06.2020).

- Hanssens, D.M./Pauwels, K.H. (2016): Demonstrating the Value of Marketing, in: *Journal of Marketing*, Vol. 80, No. 6, S. 173-190.
- Heinrich, C./Stühler, G. (2018): Die Digitale Wertschöpfungskette – Künstliche Intelligenz im Einkauf und Supply Chain Management, in: Gärtner, C./Heinrich, C. (Hrsg.): *Fallstudien zur Digitalen Transformation – Case Studies für die Lehre und praktische Anwendung*, Wiesbaden, S. 77-88.
- Hennessey, M. (2018): How to Hyper-Personalize Your Customer Experience, <https://electricenjin.com/blog/how-to-hyper-personalize-your-customers-experience-in-the-digital-marketing-space> (Zugriff am 25.06.2020).
- Hillebrand, B./Kemp, R./Nijssen, E. (2011): Customer Orientation and Future Market Forms in NSD, in: *Journal of Service Management*, Vol. 22, No. 1, S. 67-84.
- Ho, S.Y./Bodoff, D./Tam, K.Y. (2011): Timing of Adaptive Web Personalization and Its Effects on Online Consumer Behavior, in: *Information System Research*, Vol. 22, No. 3, S. 666-679.
- Homburg, C. (2017): *Grundlagen des Marketingmanagements – Einführung in Strategie, Instrumente, Umsetzung und Unternehmensführung*, 5. Aufl., Wiesbaden.
- Hummel, F. (2017): Wirkungsvolle Kundenerlebnisse durch Marketing Automation, in: Hannig, U. (Hrsg.): *Marketing and Sales Automation*, Wiesbaden, S. 175-187.
- Jain, G./Rakesh, S./Nabi, M.K./Chaturvedi, K.R. (2018): Hyper-Personalization – Fashion Sustainability Through Digital Clienting, in: *Research Journal of Textile and Apparel*, Vol. 22, No. 4, S. 320-334.
- Johnston, N. (2015): *Adaptive Marketing*, New York.
- Kalyanam, K./Zweben, M. (2005): The Perfect Message at the Perfect Moment, in: *Harvard Business Review*, Vol. 83, No. 11, S. 112-120.
- Kelleher, J.D./Tierney, B. (2018): *Data Science*, Cambridge.
- Klein, H.-W. (2015): Ich sehe was, was Du nicht siehst? Predictive Analytics!, in: *Marktforschung. Dossier: Das ganz große Ding – Big Data/Predictive Analytics*, Hürth.
- Kotler, P. (1989): From Mass Marketing to Mass Customization, in: *Planning Review*, Vol. 7, No. 5, S. 10-47.
- KPMG (2020): KI-basierte Kundenkommunikation – Grundlagen, Chancen und Potenzial von adaptiven Systemen, https://hub.kpmg.de/ki-basierte-kundenkommunikation?utm_campaign=Whitepaper%3A%20KI-basierte%20Kundenkommunikation&utm_source=AEM (Zugriff am 26.11.2020).
- Kreutzer, R.T. (2018): *Praxisorientiertes Online-Marketing*, 3. Aufl., Wiesbaden.
- Kühn, R. (1991): Methodische Überlegungen zum Umgang mit der Kundenorientierung im Marketing-Management, in: *Marketing ZFP*, 12. Jg., Nr. 2, S. 97-108.
- Labelium (2020): Hyper-personalization, the Key Tool to Promote Customer Engagement, <https://www.labelium.com/blog/customer-engagement-hyperpersonalization/> (Zugriff am 25.06.2020).

- Lanz, M./Tuokko, R. (2017): Concepts, Methods and Tools for Individualized Production, in: *Production Engineering*, Vol. 11, No. 2, S. 205-212.
- Lemon, K.N./Verhoef, P.C. (2016): Understanding Customer Experience Throughout the Customer Journey, in: *Journal of Marketing*, Vol. 80, No. 6, S. 65-96.
- Lieb, R. (2013): Real-Time Marketing – The Agility to Leverage ‘Now’ – A Market Definition Report, <https://de.slideshare.net/Altimeter/report-realtime-marketing-the-agility-to-leverage-now-by-rebecca-lieb-jessica-groopman> (Zugriff am 26.11.2020).
- Lindecrantz, E./Gi, M.T.P./Zerbi, S. (2020): Personalizing the Customer Experience – Driving Differentiation in Retail, <https://www.mckinsey.com/industries/retail/our-insights/personalizing-the-customer-experience-driving-differentiation-in-retail> (Zugriff am 25.06.2020).
- Meffert, H./Bruhn, M./Hadwich, K. (2018): *Dienstleistungsmarketing – Grundlagen, Konzepte – Methoden*, 9. Aufl., Wiesbaden.
- McKinsey (2018): Perspectives on Personalization @ Scale, Vol. 1, <https://www.mckinsey.com/~media/McKinsey/Business%20Functions/Marketing%20and%20Sales/Our%20Insights/Perspectives%20on%20personalization%20at%20scale/Perspectives-on-personalization-at-scale.ashx> (Zugriff am 26.11.2020).
- McKinsey Global Institute (2019): Notes from the AI Frontier Tackling Europe’s Gap in Digital and AI, Discussion Paper, <https://www.mckinsey.com/~media/mckinsey/featured%20insights/artificial%20intelligence/tackling%20europes%20gap%20in%20digital%20and%20ai/mgi-tackling-europes-gap-in-digital-and-ai-feb-2019-vf.ashx> (Zugriff am 26.11.2020).
- Narver, J.C./Slater, S./MacLachlan, D. (2004): Responsive and Proactive Marketing Orientation and New-Product Success, in: *Journal of Product Innovation Management*, Vol. 21, No. 5, S. 334-347.
- Payne, A./Frow, P./Eggert, A. (2017): The Customer Value Proposition – Evolution, Development, and Application in Marketing, in: *Journal of the Academy of Marketing Science*, Vol. 45, No. 4, S. 467-489.
- Plottek, K./Herold, C. (2018): Micro Moments als entscheidender Moment im Rahmen einer zunehmend fragmentierteren Customer Journey, in: Rusnjak, A./Schallmo, D.R.A. (Hrsg.): *Customer Experience im Zeitalter des Kunden*, Wiesbaden, S. 143-176.
- Riedmann-Streitz, C. (2017): *Gibt es noch Marken in der Zukunft?*, Wiesbaden.
- Riemer, K./Totz, C. (2003): The Many Faces of Personalization – An Integrative Economic Overview of Mass Customization and Personalization, in: Tseng, M.M./Piller, F.T. (Hrsg.): *The Customer Centric Enterprise – Advances in Mass Customization and Personalization*, Berlin/Heidelberg, S. 35-50.
- Salesforce Research (2018): *State of Marketing – Insights and Trends from over 4,100 Marketing Leaders Worldwide*, 5. Aufl, San Francisco.

- Setia, P./Venkatesh, V./Joglekar, S. (2013): Leveraging Digital Technologies – How Information Quality Leads to Localized Capabilities and Customer Service Performance, in: *MIS Quarterly*, Vol. 37, No. 2, S. 565-590.
- Shukla, P.S./Nigam, P.V. (2018): E-Shopping Using Mobile Apps and the Emerging Consumer in the Digital Age of Retail Hyper Personalization – An Insight, in: *Pacific Business Review International*, Vol. 10, No. 10, S. 131-139.
- SmarterHQ (2019): Privacy & Personalization Report, <https://smarterhq.com/privacy-report> (Zugriff am 26.11.2020).
- Sodhi, A. (2018): Hyper-Personalization – A Marketing Primer for Enhanced Customer Experience, <https://www.wns.com/insights/articles/articledetail/563/article--hyper-personalization-a-marketing-primer-for-enhanced-customer-experience> (Zugriff am 26.11.2020).
- Stüber, E./Hudetz, K. (2017): Praxis der Personalisierung im Handel – Mit zeitgemäßen E-Commerce-Konzepten Umsatz und Kundenwert steigern, Wiesbaden.
- Thomas, A.R. (2007): The End of Mass Marketing – Or, Why All Successful Marketing is Now Direct Marketing, in: *Direct Marketing. An International Journal*, Vol. 1, No. 1, S. 6-16.
- Tong, S./Luo, X./Bo, X. (2020): Personalized Mobile Marketing Strategies, in: *Journal of the Academy of Marketing Science*, Vol. 48, No. 1, S. 64-78.
- van den Bergh, J./Pallini, K. (2018): Marketing to Generation Z, <https://www.research-world.com/marketing-to-generation-z/> (Zugriff am 01.10.2020).
- van Doorn, J./Lemon, K.N./Mittal, V./Nass, S./Pick, D./Pirner, P./Verhoef, P.C. (2010): Customer Engagement Behavior – Theoretical Foundations and Research Directions, in: *Journal of Service Research*, Vol. 13, No. 3, S. 253-266.
- Vesanen, J. (2007): What is Personalization? A Conceptual Framework, in: *European Journal of Marketing*, Vol. 41, No. 5/6, S. 409-418.
- von Lienen, S./Pieper, S. (2017): Marketing Engineering im E-Commerce – den Kunden in den Fokus des Dialogs rücken; in: Stüber, E./Hudetz, K. (Hrsg.): Praxis der Personalisierung im Handel, Wiesbaden, S. 25-45.
- Wollan, R./Barton, R./Ishikawa, M./Quiring, K. (2017): Put Your Trust in Hyper-Relevance, https://www.accenture.com/_acnmedia/PDF-71/Accenture-Global-DD-GCPR-Hyper-Relevance-POV-V12.pdf (Zugriff am 28.09.2020).
- Würschinger, C. (2020): Künstliche Intelligenz – Zwischen Wunsch und Wirklichkeit, in: *Wirtschaftsinformatik & Management*, 12. Jg., Nr. 2, S. 86-89.
- Xu, H./Xin, R.L./Carrol, J.M./Rosson, M.B. (2011): The Personalization Privacy Paradox – An Exploratory Study of Decision Making Process for Location-Aware Marketing, in: *Decision Support System*, Vol. 51, No. 1, S. 42-52.
- Zanker, M./Rook, L./Jannach, D. (2019): Measuring the Impact of Online Personalisation – Past, Present and Future, in: *International Journal of Human-Computer Studies*, Vol. 131, S. 160-168.



Marvin Kalla und Mischa Seiter

Einsatzszenarien digitaler Sprachassistenzsysteme im Dienstleistungsmanagement

1. Zeitalter der intelligenten Systeme
2. Digitale Sprachassistenzsysteme im betrieblichen Kontext
3. Explorativ qualitative Interviewstudie
4. Ergebnisse
5. Diskussion

Literaturverzeichnis

Marvin Kalla, M.Sc., ist wissenschaftlicher Mitarbeiter am International Performance Research Institute und leitet das AiF-Forschungsprojekt Smart Speaker. Prof. Dr. *Mischa Seiter* ist Professor für Wertschöpfungs- und Netzwerkmanagement am Institut für Technologie- und Prozessmanagement der Universität Ulm und wissenschaftlicher Leiter des International Performance Research Institute.

1. Zeitalter der intelligenten Systeme

„Smart Speaker, markiere den Dienstleistungsauftrag BC5831 als abgeschlossen“ – so könnten digitale Sprachassistentensysteme zukünftig auch in der betrieblichen Praxis Anwendung finden. Schon heute sind die intelligenten Lautsprecher mit Sprachsteuerung – so genannte *Smart Speaker* – in immer mehr Privathaushalten zu finden. Bereits jeder achte Deutsche besitzt einen solchen *digitalen Assistenten* (Berg 2018).

Bisherige Einsatzszenarien aus dem privaten Bereich sind laut Ammari et al. (2019) Online-Suchanfragen, das Abspielen von Musik sowie die Steuerung von Multimedia-Anwendungen und Geräten des Internet of Things (IoT) im Haushalt (beispielsweise Küchengeräte, Heizung, Licht oder Alarmanlagen). Maedche et al. (2019) identifizierten zudem Online-Bestellungen, Wetter-, Informations- und Verkehrsabfragen sowie Wegbeschreibungen als diejenigen Funktionen mit dem größten Kundennutzen. Bis 2022 sollen die weltweiten Umsätze von Smart Speakern auf 27,8 Mrd. USD anwachsen, was die progressive Digitalisierung der privaten Wohnzimmer widerspiegelt (Statista 2018). Somit entwickelt sich die verbale Art der intuitiven Interaktion immer mehr zur *primären Kommunikationsschnittstelle* zwischen Mensch und Maschine (Burbach et al. 2019).

Im Vergleich zu anderen *intelligenten Systemen* ist der Vorteil von Smart Speakern die akustische Spracherfassung. Der zugrundeliegende Mehrwert ergibt sich demnach dadurch, dass Steuerungsprozesse durch die natürliche Bedienung schneller und einfacher ablaufen. Jedoch ist diese Entwicklung im betrieblichen Umfeld bislang auf wenige Einsatzszenarien (Pick-by-Voice in der Intralogistik oder Talking Terminals im Service) beschränkt.

In Kombination mit weiteren Technologien, wie Sensoren, Cloud Computing und Analysealgorithmen, bietet die fortschreitende Verbreitung intelligenter Systeme das Potenzial, künftig auch *Unternehmensprozesse* und vor allem den Dienstleistungssektor grundlegend zu verändern (Porter/Heppelmann 2014; Wirtz/Zeithaml 2018). In diesem Zusammenhang können die Innovationen durch gesteigerte Flexibilität, verringerte Durchlaufzeiten und Produktionskosten sowie höhere Termintreue und Informationsqualität als nutzenstiftend verstanden werden (Allmendinger/Lombreglia 2005; Lichtblau et al. 2015; Kinkel et al. 2016).

In Anbetracht des Siegeszuges digitaler Sprachassistentensysteme im privaten Bereich lässt die Untersuchung dieser Technologie demnach auch im betrieblichen Kontext enormes *Optimierungspotenzial* vermuten. Ungeachtet dieser Möglichkeiten befindet sich die Literatur zu industriellen intelligenten Systemen noch ganz am Anfang (Ostrom et al. 2015; Wuenderlich et al. 2015). Aus eben dieser Argumentation begründen sich die Relevanz und Notwendigkeit einer solchen Aufarbeitung.

Demzufolge ist das Ziel des Beitrags, dieses Potenzial durch die Untersuchung von *Einsatzszenarien digitaler Sprachassistenzsysteme im Dienstleistungsmanagement* abzuschätzen. Der Fokus liegt dabei auf dem Management industrieller Dienstleistungen im *Maschinen- und Anlagenbau*. Die Basis hierfür ist eine *Literaturanalyse* sowie darauf aufbauende semistrukturierte *Experteninterviews*. Dadurch soll einerseits der gegenwärtige Entwicklungsstand abgebildet werden und andererseits, ausgehend davon, die Praxisrelevanz aus Sicht von Unternehmen des Maschinen- und Anlagenbaus validiert werden. Folglich lautet die zu beantwortende Forschungsfrage: „Welche Potenziale und Einsatzszenarien bieten digitale Sprachassistenzsysteme im Dienstleistungsmanagement von Unternehmen?“.

Der Beitrag gliedert sich in fünf Abschnitte. Abschnitt 2 gibt einen umfassenden Überblick zum aktuellen Stand der Literatur. Im Anschluss an die Darstellung der methodischen Vorgehensweise in Abschnitt 3 folgt die Aufbereitung der Interviewergebnisse in Abschnitt 4. Darauffolgend erörtert der Beitrag durch die Interpretation der Erkenntnisse aus den Experteninterviews und dem Abgleich dieser mit der Literaturanalyse die Ergebnisdiskussion in Abschnitt 5. Abschließend werden Limitationen der Untersuchung behandelt sowie ein Ausblick auf weiteren Forschungsbedarf gegeben.

2. Digitale Sprachassistenzsysteme im betrieblichen Kontext

Der Einfluss des technischen Fortschritts und der *voranschreitenden Digitalisierung* auf die Dienstleistungsbranche ist seit einigen Jahren eines der dominierenden Themen in der wissenschaftlichen Literatur dieses Bereichs. Dabei wird von weitreichenden Veränderungen für Beschäftigte und Kunden ausgegangen. So erwarten Wirtz et al. (2018), dass Neuerungen im Bereich Robotik, Künstlicher Intelligenz (KI) oder Big Data den Weg für eine Vielzahl an Innovationen bereiten, die das Potenzial haben, sämtliche Dienstleistungssektoren fundamental zu verändern.

Vermehrt wird versucht, den geschilderten Trend aus den privaten Haushalten auch im betrieblichen Kontext verschiedener Branchen umzusetzen. Dabei kann jedoch bislang nur in seltenen Fällen von einer *marktreifen Implementierung* gesprochen werden. Speziell aus dem Bereich des Dienstleistungsmanagements im Maschinen- und Anlagebau sind bisher kaum Beispiele bekannt. Aufgrund dessen soll zunächst eine breitgefächerte Übersicht mit diversen Anwendungsfällen von Sprachassistenzsystemen präsentiert werden.

Ein Beispiel für die *Verknüpfung von privaten und betrieblichen Sprachassistanzanwendungen* ist das Pilotprojekt der Leipziger Stadtwerke. Hierbei unterstützt ein digitaler Sprachassistent etwa bei der Abfrage des Zählerstands und der Abschlagsanpassung von Strom- und Heizbedarfen. Zusätzlich gibt er Auskunft zu Kontoinformationen, Abholzeit-

punkten verschiedener Abfallarten und Fahrplänen von Verkehrsverbunden oder ermöglicht die Meldung eines Wohnungswechsels (Anke et al. 2019). Somit bieten Sprachassistentensysteme auch für kommunale Versorger und die öffentliche Verwaltung Potenzial zur Digitalisierung von Dienstleistungssystemen, da sie diese für Bürger zugänglicher machen und gleichzeitig das Personal entlasten (Anke et al. 2019).

Neben der Kommunalverwaltung gibt es auch in der *Pflege* vielfältige Anwendungsmöglichkeiten für Sprachassistenten. „Amazon Alexa“ kann beispielsweise rund 50.000 medizinische Fachbegriffe erläutern, bei Bedarf Handlungsanweisungen für Diabetiker liefern oder Blutdruckdaten speichern und abfragen (Waldhör 2019). In Zukunft wären beispielsweise für Personen mit eingeschränkter Bewegungsfähigkeit zudem Funktionen wie das Steuern von Fenstern oder Betthebe- und -senkmechanismen interessant. Gleichzeitig könnte auch das Pflegepersonal per Sprachbefehl bestimmte Informationen anfordern, etwa welche Medikamente von den Patienten bereits eingenommen wurden und welche noch ausstehen (Waldhör 2019).

Gleichermaßen lassen sich die vielfältigen Potenziale zur Anwendung von Sprachassistentensystemen auch in der *Hotel- und Gastronomiebranche* implementieren. Möglichkeiten reichen hier von sprachunterstützten *Chatbots*, über die beispielsweise vorab die Buchung verwaltet und Fragen zum Hotel beantwortet werden können, über *Service-Roboter* in Restaurants bis hin zu Hotelzimmern, die mit Smart Speakern ausgestattet sind. So führte beispielsweise Marriott International bereits „Alexa for Hospitality“ als digitalen Portier in einigen ihrer Hotels ein (Lukanova/Ilieva 2019). Die Hotelkette Accor entwickelte in Kooperation mit Microsoft das Hotelzimmer-Konzept „Room 3120“. Dieses basiert vollständig auf innovativen Technologielösungen und bietet dem Gast Zugang zu einer Vielzahl digitaler Unterhaltungsmedien wie Musik, Filme, Spiele und Informationen, welche über Gesten und Sprache abgerufen sowie gesteuert werden können (Lukanova/Ilieva 2019).

Bekannte Pilotprojekte zum Einsatz digitaler Sprachassistenten in der *Tourismusbranche* gab es darüber hinaus auch beim Reiseunternehmen TUI. Mithilfe des Informationsdiensts „Ask the Guides“ konnten Kunden vor und während der Reise örtliche Reiseführer zu sämtlichen reiserelevanten Themen kontaktieren. Die Abfragen reichten von Informationen zur Unterkunft über Sehenswürdigkeiten und Aktivitäten bis hin zu den Wetterbedingungen vor Ort. Über die Integration des digitalen Sprachassistenten „Google Assistant“ in diesen Dienst ermöglichte TUI eine intuitivere Handhabung sowie unmittelbare Rückmeldungen (Carlsson 2019). Darüber hinaus stellt TUI seinen Kunden über einen „Alexa Skill“ einerseits interessante Urlaubsziele und Reiseangebote vor und liefert andererseits über den „Holiday Countdown“ vor Reiseantritt praktische und inspirierende Hinweise zur Reisevorbereitung (TUI 2018).

Auch das Karlsruhe Institut für Technologie (KIT) testet die Anwendung eines „Alexa Skills“ in seiner *Bibliothek*. Unter Einsatz des Sprachassistentensystems von Amazon können nicht nur bestimmte Räumlichkeiten und Drucker lokalisiert werden. Neben dem „Seatfinder“ zur Identifikation freier Arbeitsplätze können auch die Verfügbarkeit, der

Standort und die Leihfrist von Büchern sowie Neuigkeiten und aktuelle Veranstaltungen abgefragt werden (Dierolf/Skarupianski 2018).

Neben solchen unterstützenden Leistungen können digitale Assistenten den Kontakt mit Kunden auch heute schon teilweise autonom vollziehen. So ist beispielsweise der *humanoide Roboter* „Pepper“, der anhand von Mimik und Gestik auf Emotionszustände reagieren kann, bereits bei über 2.000 Unternehmen im Einsatz, um Besucher zu begrüßen, zu informieren sowie herumzuführen (Belanche et al. 2020). Gleichmaßen beantwortet der kontextspezifische „LoweBot“ Kundenfragen in den Filialen des US-Einzelhändlers Lowe’s (Rafaëli et al. 2017). Huang und Rust (2018) deuten in diesem Zusammenhang an, dass digitale Assistenten menschlichen Mitarbeitenden auf lange Sicht auch in solchen komplexen, analytischen, intuitiven und empathischen Aufgabenbereichen assistieren könnten.

Ergänzend zum Einzelhandel repräsentiert auch die *Logistik* ein vielversprechendes Feld zur Anwendung digitaler Sprachassistenten. Abgesehen vom reinen Endkundenbezug kann hier beispielsweise via Pick-by-Voice die beleglose Kommissionierung per Headset sprachgesteuert umgesetzt werden. Die Kommunikation zwischen Kommissioniersystem und Kommissionierer findet also verbal statt. Dabei wird der Picker auditiv über den Standort der Ware im Lager sowie die benötigte Mengenzahl informiert und kann seinen Arbeitsfortschritt direkt per Spracheingabe oder Scanner bestätigen. Dadurch haben die Lagerarbeiter einerseits die Hände frei und werden andererseits über die effizienteste Route durch das Lager geleitet, was die Leistungsfähigkeit erhöht, Vorgänge beschleunigt und Fehler reduziert (de Vries et al. 2016).

Innerhalb des Dienstleistungsbereichs sind Konzepte zur Nutzung von Sprachassistenten mitunter im *Kundenservice* am erfolgversprechendsten, da sie in der Lage sind, auf eine große Anzahl möglicher Nutzerfragen eine partiell vordefinierte Antwort zu geben. Dieses Muster kann auf den Kundenservice übertragen werden, wo es oftmals häufig gestellte Fragen (FAQs) gibt, die in weiten Teilen standardisiert beantwortet werden können. So sind auch Chatbots schon heute ein beliebtes Werkzeug von Unternehmen, um Kundenanfragen zu begegnen sowie Informationen bereitzustellen (Ranoliya et al. 2017; Sangle-Ferriere/Voyer 2019). Darüber hinaus können digitale Sprachassistenten Angestellte mit Kundenkontakt dabei unterstützen, Kundentermine zu organisieren, Kundenkonten zu verwalten sowie Produkt- und Preislisten abzurufen, um in Verkaufsgesprächen adäquat zu assistieren (Marinova et al. 2017).

Des Weiteren kann Sprachassistenz vor allem repetitive Abläufe im Unternehmensalltag automatisieren. Befehle wie „Hey Siri, verfasse eine E-Mail an mein Team.“, „Alexa, wie sieht mein Tagesablauf heute aus?“ oder „Ok Google, starte eine Webkonferenz mit Markus aus dem Controlling.“ könnten daher schon bald nicht mehr nur das Privatleben vereinfachen, sondern auch den Büroablauf weiter automatisieren (Burbach et al. 2019).

Darauf aufbauend geben Burns und Igou (2019) einen Überblick darüber, wie digitale Sprachassistentensysteme in der Finanzbuchhaltung Anwendung finden könnten. Neben der standardisierten Abfrage von Kalendereinträgen, Notizen, Erinnerungen, dem Diktieren

von Memos und dem Prüfen von Dokumenten identifizieren sie auch Berechnungen innerhalb von Kundenkonten und Briefing-Abfragen als mögliche Praxisbeispiele. In naher Zukunft sollen die Sprachassistenten darüber hinaus über Schnittstellen an weitere Software und Datenbanken angebunden werden. Hierdurch sollen sie beispielsweise Kundenforderungen abrufen, die entsprechenden Salden extrahieren und eine automatische Zahlungserinnerung per E-Mail an den Kunden versenden können. Eine Stimmenerkennung soll zudem im Hintergrund den Abgleich von Zugriffsrechten durchführen. Auch komplexere analytische Auswertungen sowie das selbständige Erstellen von Reports anhand definierter Parameter sollen dabei unter Einhaltung der Buchhaltungsgrundsätze ermöglicht werden. Somit sollen digitale Sprachassistenten in Zukunft gar eine vollumfängliche Unterstützung beim Testat ermöglichen (Burns/Igou 2019).

Schließlich wird auch im *produzierenden Gewerbe* die Nutzung von digitalen Assistenzsystemen erforscht. Die Technische Hochschule Ostwestfalen-Lippe entwickelte in Zusammenarbeit mit der Firma Assembly Solutions einen solchen Assistenten, der beispielsweise bei der manuellen Zusammensetzung von einzelnen Maschinenteilen unterstützen kann. Dieser bietet ein multimodales Bedienkonzept, welches Informationen über Sprachbefehle sowie über manuelle Eingaben oder Gesten aufnehmen kann. Hierdurch kann der Benutzer sich durch das System navigieren, Informationen abfragen oder einen Arbeitsschritt als erledigt markieren, was die Effizienz in der Produktion steigern soll (Hinrichsen et al. 2016).

3. Explorativ qualitative Interviewstudie

Methodik

Der Beitrag fußt auf einer *explorativ qualitativen Untersuchung*. Zunächst erfolgte hierfür eine umfassende *Literaturrecherche*, um bestehende Erkenntnisse zu betrieblichen Einsatzszenarien von Sprachassistentensystemen zu sammeln. Hierbei wurden unter anderem die relevanten Journals des Dienstleistungsmanagements sowie der Wirtschaftsinformatik auf adäquate, themenverwandte Beiträge innerhalb der letzten zehn Jahre analysiert.

Basierend auf dieser breitgefächerten Übersicht zu betrieblichen Einsatzszenarien erfolgte im Rahmen der empirischen Erhebung eine semistrukturierte Interviewstudie. Im Zuge dessen sollte die Forschungsfrage nun explizit im Bereich des Dienstleistungsmanagements des Maschinen- und Anlagenbaus betrachtet werden. Aufgrund des explorativen Charakters dieser Untersuchung wurde eine qualitative Herangehensweise gewählt. In Anbetracht der Bandbreite an Anwendungsfällen soll dem Untersuchungsgebiet hierdurch ein erster grundlegender Überblick bereitet werden. Hierfür wurden die Expertenaussagen qualitativ analysiert und je nach Ausprägung der geschilderten Szenarien in den zuvor

aufgeschlüsselten *Dimensionen des Dienstleistungsmanagements* kategorisiert und gebündelt (siehe Interviewstichprobe). Über alle Interviews hinweg können so schließlich individuelle Aussagen in den einzelnen Teilbereichen zentralisiert sowie generalisiert werden und somit konkrete Anwendungsfälle von Sprachassistenzsystemen im Dienstleistungsmanagement identifiziert werden.

Aufgrund des limitierten Forschungsstands eignet sich die qualitative Untersuchung besonders dafür, dieses unerschlossene Themengebiet zu ergründen. Denn laut Flick et al. (2017) kann mithilfe der offenen, teilstandardisierten Herangehensweise qualitativer Forschungsmethoden das Neue und Unbekannte untersucht werden. Die daraus resultierenden Erkenntnisse können schlussendlich als Fundament zur Themenexploration dienen. Darüber hinaus ist bezeichnend für die qualitative Sozialforschung, dass sie keinen Anspruch auf repräsentative Vollständigkeit erhebt, sondern vielmehr induktiv Rückschlüsse vom Besonderen auf das Allgemeine zu ziehen versucht (Lamnek/Krell 2016).

Die semistrukturierte Interviewführung ist unter dem Einsatz standardisierter Interviewleitfäden durch die ausgewogene Kombination aus einerseits initial festgelegten Fragestellungen und andererseits offener Gesprächsführung charakterisiert (Hopf 2017). Dabei werden die Frageformulierungen vorab zwar mithilfe eines Interviewleitfadens festgehalten, können jedoch gleichzeitig variabel an den sich entwickelnden Gesprächsverlauf angepasst werden. Dadurch soll die Gesprächsführung so offen wie möglich und zugleich so standardisiert wie notwendig sein, um einerseits die maximale Detailtiefe zu erreichen und andererseits weiterhin die Vergleichbarkeit der Aussagen zu wahren (Helfferich 2014).

Interviewstichprobe

Im Rahmen der explorativ qualitativen Datenerhebung wurden telefonisch zehn semistrukturierte Experteninterviews durchgeführt. Damit erfüllt die Untersuchung die von Glaser und Strauss (1967) empfohlene Mindestanzahl an Interviews, um adäquate Erkenntnisse aus den Interviewaussagen gewinnen zu können. Die Interviewpartner wurden mittels *Purposive Sampling* so selektiert, dass sie mit Branchenfokus auf den Maschinen- und Anlagenbau die diversen Bereiche des Dienstleistungsmanagements repräsentieren (Silverman 2020). Mit der Absicht, das Dienstleistungsmanagement als Untersuchungsfeld möglichst umfassend abdecken und evaluieren zu können, sollte dieses in seine verschiedenen Dimensionen untergliedert werden. Um Einsatzszenarien digitaler Sprachassistenzsysteme im Dienstleistungsmanagement zu identifizieren, galt es demnach zunächst zu ergründen, aus welchen Teilbereichen sich dieses zusammensetzt.

Laut Stauss (2007, S. 294) umfasst das *Dienstleistungsmanagement* „die Planung, Durchführung und Kontrolle von Maßnahmen zur Erstellung und Vermarktung von Dienstleistungen sowie zur Sicherstellung dienstleistungsorientierten Verhaltens“. Die Charakteristika des Dienstleistungsmanagements ergeben sich insbesondere aus der Immaterialität sowie aus der Integration des externen Faktors (Haller/Wissing 2020). Eine einheitliche Definition dessen, welche verschiedenen Dimensionen das Dienstleistungsmanagement begründen und wie diese zu unterscheiden sind, existiert hingegen nicht. In der Literatur

gibt es hierfür unterschiedliche Ansätze. So ordnet etwa Höck (2005) alle Teilbereiche des Dienstleistungsmanagements entweder dem *strategischen* oder dem *operativen Management* zu. Andere Autoren unterscheiden darüber hinaus noch feiner in weitere Dimensionen. Haller und Wissing (2020) erweitern Höcks Darstellung um die fünf Bereiche *Qualitätsmanagement*, *Kundenmanagement*, *Dienstleistungsmarketing*, *Mitarbeiterführung* sowie *Innovationsmanagement* und segmentieren folglich insgesamt sieben Dimensionen des Dienstleistungsmanagements. Fitzsimmons und Fitzsimmons (2011) unterscheiden sehr feingliedrig gar 16 verschiedene Teilbereiche des Dienstleistungsmanagements.

Der Betrachtungsrahmen im Kontext dieser explorativen Untersuchung soll vorab weder zu breit noch zu stringent vorgegeben werden und somit ein möglichst ausgewogener Detailgrad gewahrt werden. Daher orientiert sich das Sampling an der *Klassifizierung der sieben Teilbereiche* des Dienstleistungsmanagements nach Haller und Wissing (2020). Entsprechend dieser Dimensionen wurden auch die Interviewpartner als stellvertretende Experten ausgewählt. Abbildung 1 gibt einen Überblick zu den sieben Dimensionen des Dienstleistungsmanagements, aus welchen die Interviewpartner gewonnen wurden.

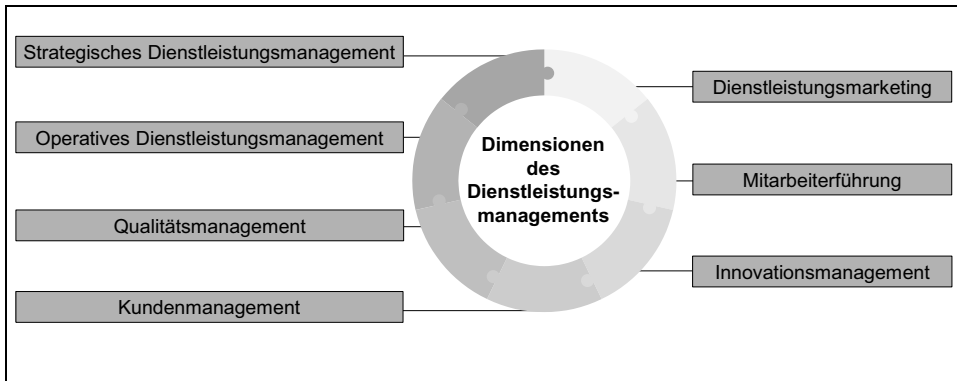


Abbildung 1: Dimensionen des Dienstleistungsmanagements
(Quelle: in Anlehnung an Haller/Wissing 2020)

Gemäß dieser Klassifizierung des Untersuchungsfeldes und der Stichprobenselektion ergibt sich ein *Set an Interviewpartnern*, das prädestiniert für die Beantwortung der Forschungsfrage zur Identifikation von Einsatzszenarien von Sprachassistentensystemen im Dienstleistungsmanagement ist. Nichtsdestotrotz erhebt die vorliegende Auswertung keinen Anspruch auf Repräsentativität. Stattdessen folgt sie einer theoretischen Sättigung, die sich aus dem Blickwinkel des Dienstleistungsmanagements im Maschinen- und Anlagenbau auf bedeutende Charaktere im Kontext dieser Fragestellung bezieht (Guest et al. 2006). Abbildung 2 gibt einen Überblick darüber, welche Rollen die Teilnehmer der Interviewstudie bekleiden.

Interview	Branche	Position	Dimension des Dienstleistungsmanagements
I1	Maschinen- und Anlagenbau	Bereichsleiter Service	Qualitätsmanagement
I2	Maschinen- und Anlagenbau	Chief Technology Officer	Strategisches Dienstleistungsmanagement
I3	Maschinen- und Anlagenbau	Angestellter Digital Lab	Innovationsmanagement
I4	Marketingagentur	Account Manager	Dienstleistungsmarketing
I5	Unternehmensberatung	Geschäftsführerin	Mitarbeiterführung
I6	Maschinen- und Anlagenbau	Chief Commercial Officer	Operatives Dienstleistungsmanagement
I7	Maschinen- und Anlagenbau	Head of Technical Support	Kundenmanagement
I8	Maschinen- und Anlagenbau	Bereichsleiter F&E	Innovationsmanagement
I9	Maschinen- und Anlagenbau	Bereichsleiter Industrieservice	Qualitätsmanagement
I10	Softwareentwicklung	Customer Success Manager	Kundenmanagement

Abbildung 2: Rollen der Interviewstichprobe

Interviewleitfaden

Für die semistrukturierten Interviews wurde zunächst ein *standardisierter Interviewleitfaden* inhaltlich ausgearbeitet. Dieser gliedert sich in vier Kernbereiche, die wiederum weiter aufgeschlüsselt sind nach 26 offenen Hauptfragen sowie 24 Unterfragen. Die Fragestellungen sind so ausgestaltet, dass sie nach und nach zur Abfrage spezifischer Einsatzszenarien von Sprachassistenzsystemen im Dienstleistungsmanagement hinführen.

Der erste Themenblock adressiert allgemeine Hintergrundinformationen zum Interviewpartner und dem jeweiligen Unternehmen, um die darauffolgenden Antworten und Informationen thematisch einordnen zu können. Der zweite Abschnitt zielt darauf ab, das grundlegende Verständnis des Interviewpartners hinsichtlich der digitalen Sprachassistenz sowie des Dienstleistungsmanagements abzufragen. Der dritte Themenblock stellt den Schwerpunkt des Interviews dar und behandelt konkret die interne Verwendung und das Potenzial von Sprachassistenzsystemen zur Optimierung bestehender Geschäftsprozesse in den Teilbereichen des Dienstleistungsmanagements. Der vierte Teil des Interviewleitfadens erfasst schließlich die Einschätzung zu potenziellen Hindernissen und Gefahren von Sprachassistenz im betrieblichen Kontext.

4. Ergebnisse

Effizienz- und Produktivitätssteigerung durch die Integration von Sprachassistenten in bislang manuelle Abläufe wird laut den Interviewpartnern insbesondere in Form von Zeiterparnis (I1; I2; I3; I4; I5; I6; I7; I8; I10) Einfachheit (I1; I2; I6; I8) sowie Qualitätssteigerung und Fehlerreduktion (I1; I2; I4; I6; I7) erzielt. Darüber hinaus sehen die Experten Potenzial darin, durch digitale Sprachassistenten im Dienstleistungsmanagement eine Arbeitserleichterung zu schaffen und den Fokus stärker auf die Kernaufgaben legen zu können (I4; I8). Die Vorteile ergeben sich daraus, dass Prozesse übersichtlicher gestaltet werden und ihre Komplexität reduziert wird (I5; I9; I10). Zudem können Entscheidungen automatisch dokumentiert werden und es kann auf entsprechende Erfahrungswerte zurückgegriffen werden, wodurch wiederum einem Informationsverlust vorgebeugt wird (I4). Gleichermaßen können die Mobilität hinsichtlich des Einsatzorts (I6; I8) sowie die intuitive Bedienung (I2; I5) zum Effizienzgewinn durch digitale Sprachassistentensysteme beitragen. Alles in allem wird die Bedienung per Sprache als „eleganter, natürlicher und einfacher“ erachtet (I10).

Diese Potenziale können speziell im wettbewerbsintensiven und kostengetriebenen Maschinen- und Anlagenbau einen *wesentlichen Erfolgsfaktor* darstellen. Hier profitieren die Unternehmen besonders von der standardisierten Prozessautomatisierung durch innovative Assistenzsysteme, da die Digitalisierung im Branchenvergleich und im Gegensatz zum internationalen Wettbewerb noch stark unterentwickelt ist (I1; I7). Die reine Produktdifferenzierung ist im heutigen Wettbewerb als Alleinstellungsmerkmal nicht mehr ausreichend, weshalb intelligente Sprachassistenten den Mitarbeitenden und Kunden genau an dieser Stelle einen Mehrwert liefern können (I1). Die Investition in intelligente Technologien wird hier maßgeblich sein, um im globalisierten Markt nicht vollständig den Anschluss zu verlieren und von effizienteren Konkurrenten verdrängt zu werden (I7).

Grundsätzlich gilt es als *Zukunftsvision*, sämtliche im Unternehmen verfügbaren Informationen, die bislang einer händischen Bedienung unterlagen, per Sprache abrufbar zu machen (I1). Dabei sind einfache, standardisierte Abfragen, die wiederholt einer vorab strikt definierten Prozessabfolge entsprechen, realistisch umsetzbar (I1; I6; I8). Nichtsdestotrotz können digitale Sprachassistentensysteme auch dann assistieren, wenn ein Mitarbeitender temporär Unterstützung bei der Durchführung von Prozessschritten benötigt, die neu sind oder vom Standardprotokoll abweichen (I1; I3; I5). Anhand einer verbalen Schritt-für-Schritt-Anleitung oder eines hinterlegten Antwortkatalogs kann der Nutzer auditiv instruiert werden und gleichzeitig die notwendigen Abläufe physisch durchführen (I3; I8).

Insbesondere *Kommunikationsprozesse* eignen sich für die Anbindung der Sprachassistenten. So könnten etwa digitale Sprachassistenten bei Übergaben in Schichtbetrieben zur Übermittlung von Briefings und Protokollen verwendet werden, um das jeweilige Geschehen zwischen dem Schichtwechsel zu kommunizieren und zu dokumentieren (I5).

Darüber hinaus sehen die Interviewpartner auch bei diversen administrativen Tätigkeiten eine Arbeitserleichterung und Zeitersparnis durch die Integration von Sprachassistenten. So könnten im Rahmen von Sekretariatsaufgaben beispielsweise E-Mails diktiert und versendet, Drucker und andere Hardware bedient, Kalendereinladungen und Erinnerungen versendet, Telefonate durchgeführt, Formulare befüllt sowie Gesprächsprotokolle automatisch erfasst werden (I3; I4; I5; I6; I7; I8). Unabhängig davon, ob die Anwendung letztlich in der Buchhaltung oder in der Auftragsabwicklung erfolgt, könnten solche händischen Befehlseingaben fortan per Sprachassistenten flächendeckend automatisiert werden (I1; I8). Zusätzlich könnten digitale Sprachassistenten beispielsweise in Form von *Wearables* auch für die Indoor-Navigation eingesetzt werden und die Nutzer zu diversen Standorten oder Räumlichkeiten leiten (I3).

Des Weiteren könnten Dokumente per *Sprachbefehl* auch auf Laufwerken identifiziert, geöffnet und bearbeitet werden (I3; I5). Demnach könnte auf sämtliches Wissen, das aktuell über ein manuelles Dashboard aufgerufen wird, künftig per Sprachsteuerung zugegriffen werden (I7; I10). Hierdurch könnte zudem eine *Reduktion von Systemen, Programmen und Schnittstellen* erreicht werden, indem Funktionen und Informationen zentral zugänglich gemacht werden (I5; I6). So könnten beispielsweise sämtliche im ERP-System inhärenten Informationen mit standardisierter Abfolge sprachgesteuert abgerufen und bearbeitet werden. Exemplarisch wäre hierfür die Abfrage von Auftragsdetails über die Rechnungsnummer oder die Bestandsaufnahme (I6).

In der Konsequenz wird sich die Sprache laut den Experten im Zuge der digitalen Transformation und des technischen Fortschritts immer mehr zum primären Eingabemedium entwickeln (I7). Demnach ist auch die Hoffnung nicht unbegründet, dass „solche Tools mit KI teilweise dazu beitragen können, den Fachkräftemangel auszugleichen“ (I6). Als Quintessenz lässt sich folglich konkludieren, dass standardisierte Prozesse, die aktuell händisch abgearbeitet werden und deren Informationen in Systemen oder Datenbanken hinterlegt sind, mithilfe digitaler Assistenten sprachgesteuert automatisiert werden können (I1; I6; I9). Indem diese Prozessabläufe einmal strukturiert aufbereitet werden, können sie nach demselben Schema immer wieder abgerufen werden und bieten demzufolge nicht nur Synergien, sondern können auch beliebig skaliert werden. Beispielsweise könnten Vorgänge aus der Unternehmenszentrale so systematisch auf sämtliche Tochtergesellschaften in globalen Märkten ausgeweitet werden (I1; I6).

Als *Voraussetzung* für den breiten Einsatz der Sprachassistentensysteme sehen die Interviewpartner primär die effektive, intuitive und zuverlässige Bedienung. Dadurch soll einerseits sichergestellt werden, dass gegenüber der bisherigen konventionellen Interaktion ein Mehrwert gegeben ist und andererseits auch die Akzeptanz der Mitarbeitenden gesichert wird (I1; I2; I4; I6; I7; I8; I9). Dieser Benefit der Zeitersparnis und Arbeitserleichterung muss für den Nutzer unmittelbar zu spüren sein (I1; I6; I7; I9). Insbesondere im Rahmen des zugrundeliegenden Change-Managements eines Unternehmens müssen Skeptiker von der ersten Bedienung an überzeugt werden, um eine regelmäßige Nutzung zu garantieren (I1; I8). Demnach müssen der zugrundeliegende zusätzliche Nutzen und die Ersparnis zweifelsohne über den Kosten liegen, die durch die Implementierung des

Sprachassistentensystems anfallen (I1). Darüber hinaus ist die Qualität der Sprachbedienung elementar für die regelmäßige Nutzung. Die Steuerung per natürlicher Sprache, ähnlich der zwischenmenschlichen Kommunikation, muss gegeben sein, sodass sich die Mitarbeitende „keine Gedanken darüber machen müssen, wie sie die Befehle formulieren, damit der Sprachassistent sie auch versteht“ (I4). Dementsprechend müssen auch Umgangssprache, Dialekte oder unsaubere Aussprache und Grammatik problemlos verstanden werden (I1; I2; I6). Auch Umgebungsgeräusche dürfen diesbezüglich kein Hindernis in der Anwendung darstellen (I6; I7). Ansonsten verfallen die Nutzer schnell wieder in alte Muster und greifen auf etablierte Lösungen zurück (I1; I4; I8). Eine weitere fundamentale Anforderung rund um das Thema Spracherkennung ist die Datensicherheit. Hierbei müssen zwingend die geltenden Datenschutzregularien erfüllt sein und es muss bekannt sein, wo welche Daten wie gespeichert werden (I3; I5; I6). Die Mitarbeitende dürfen weder das Gefühl bekommen, abgehört zu werden, noch dürfen über Sprachaufzeichnungen Interna nach außen dringen (I2; I4; I5). Letztlich erachten die Experten eine konsistente Unterstützung der Sprachassistenten über die relevanten Prozessschritte hinweg und vor allem eine durchgängige Schnittstellenanbindung an Systeme und Datenbanken als notwendig, um den erhofften Mehrwert erzielen zu können (I1; I5; I7; I8).

Nach dieser allgemeinen Betrachtung werden nun nachfolgend die sieben Teilbereiche des Dienstleistungsmanagements detailliert behandelt und entsprechende Einsatzszenarien von Sprachassistentensystemen in den individuellen Dimensionen identifiziert. Abbildung 3 liefert hierfür ein zusammenfassendes Gesamtbild der einzelnen Bereiche und Resultate.

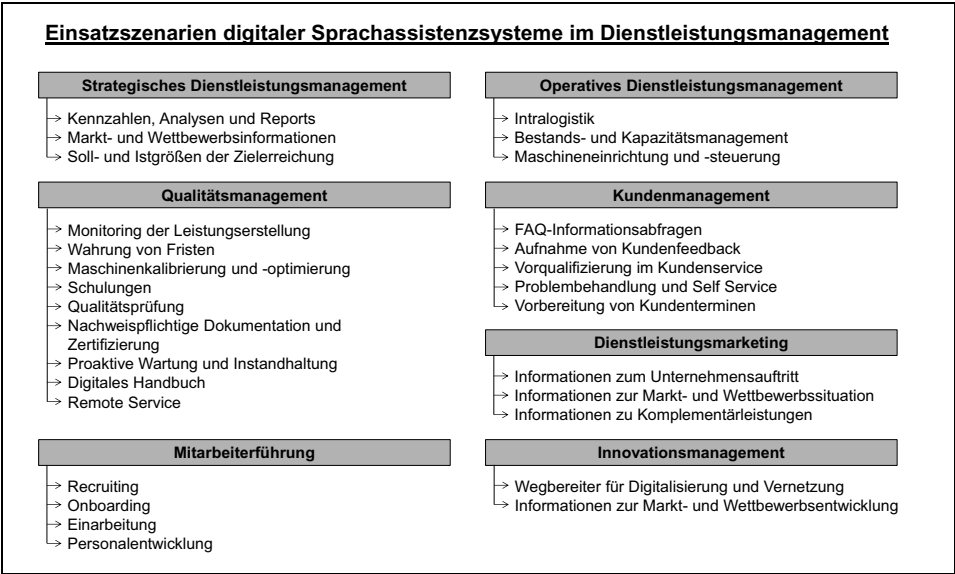


Abbildung 3: Übersicht der identifizierten Einsatzszenarien digitaler Sprachassistentensysteme im Dienstleistungsmanagement

Strategisches Dienstleistungsmanagement

Das strategische Dienstleistungsmanagement ist der elementare Wegweiser für die strategische Ausrichtung von Dienstleistungsunternehmen. Hierin ist definiert, in welchen Bereichen der Dienstleister langfristig auf welche Art und Weise tätig sein will und welche Ressourcen dafür entsprechend benötigt werden (Haller/Wissing 2020).

Demgemäß sehen die befragten Experten die unterstützende Funktion digitaler Sprachassistenten hierbei rund um das Erstellen und Abrufen von Kennzahlen, Analysen und Reports (I4; I5; I6). Gleichermaßen könnten Manager sich hierdurch regelmäßig Markt- und Wettbewerbsinformationen sowie Abgleiche von Soll- und Istgrößen der Zielerreichung ausgeben lassen (I5; I6; I8).

Zusammengefasst könnte sich diesbezüglich in Zukunft ein „reger Austausch mit einem digitalen Kollegen ergeben, der Zugriff auf sämtliche Wissensdatenbanken hat“ und hierdurch die strategische Ausrichtung begleitet (I4). Abbildung 4 fasst diese Erkenntnisse tabellarisch zusammen. Aufgrund der Eigenschaften und der Anforderungen des strategischen Dienstleistungsmanagements sehen die Interviewpartner in diesem Teilbereich des Dienstleistungsmanagements allerdings ein vergleichsweise geringes Einsatzpotenzial für digitale Sprachassistentensysteme.

Übergeordnete Einsatzszenarien	Anwendungsbeispiele
Kennzahlen, Analysen und Reports	<ul style="list-style-type: none"> ■ Abruf aus Systemen und Aufbereitung ■ Abgleich mit Prognosen
Markt- und Wettbewerbsinformationen	<ul style="list-style-type: none"> ■ Abruf aus dem Internet und Aufbereitung ■ Abgleich mit Prognosen
Soll- und Istgrößen der Zielerreichung	<ul style="list-style-type: none"> ■ Abruf aus Systemen ■ Warnung bei kritischen Parametern

Abbildung 4: Einsatzszenarien digitaler Sprachassistentensysteme im strategischen Dienstleistungsmanagement

Operatives Dienstleistungsmanagement

Im Gegensatz zum strategischen Dienstleistungsmanagement versteht man unter dem operativen Dienstleistungsmanagement „das Design, die Durchführung und auch die Verbesserung der Systeme, die die Kernleistungen eines Unternehmens kreieren und liefern“ (Haller/Wissing 2020, S. 163). Demnach charakterisiert es das gesamte System, welches notwendig ist, um eine Leistung zu erstellen und diese dem Kunden zukommen zu lassen (Haller/Wissing 2020).

Wie eingangs erwähnt ist Pick-by-Voice eine der wenigen Anwendungen digitaler Sprachassistentensysteme, die in der Intralogistik bereits umfassenden Praxiseinsatz findet (I9). Zur weiteren Automatisierung des Logistikprozesses könnte die Integration von Sprachassistenten schon beim Warentransport beginnen. So könnte der Lieferant sich bei seiner Ankunft mithilfe eines digitalen Assistenten in Muttersprache identifizieren und anmelden, über die Sicherheitsunterweisung informiert werden sowie den jeweiligen Auftrag melden. Die Warenverladung könnte somit vollautomatisch ohne jeglichen menschlichen Kontakt ausgelöst werden. Dadurch würden die Prozesse nicht nur vereinfacht, sondern auch weniger fehleranfällig werden (I2).

Auch auf das Bestands- und Kapazitätsmanagement könnte dieses Vorgehen aus Sicht der Interviewpartner ausgeweitet werden. So sind beispielsweise sprachgesteuerte Bestands- und Lokalisierungsabfragen oder die automatische Meldung beim Unterschreiten bestimmter Grenzwerte sowie das anschließende Auslösen von Einkaufsordern denkbar (I3; I5; I6; I7; I9). Damit einhergehend könnten gleichzeitig mögliche Mindestbestellmengen, Lieferzeiten und Preise verbal wiedergegeben werden (I5). In Kooperation mit der integrierten KI könnten demnach auch Erfahrungswerte vergangener Bestellungen einbezogen werden, um analysieren zu können, wie lange bestimmte Materialmengen durchschnittlich reichen. Diese Abfragen sind insbesondere bei Gütern interessant, die eine begrenzte Lagerfähigkeit oder lange Lieferzeiten aufweisen (I5; I7). Grundsätzlich könnten so mittels standardisierter Sprachabfragen sämtliche Schritte des ERP-Systems verkürzt und effizienter gestaltet werden, indem nicht zuerst manuell verschiedene Menübäume durchlaufen werden müssen (I6).

Im Hinblick auf den unmittelbar operativen Bereich könnten digitale Sprachassistenten auch beim Einrichten von Maschinen unterstützen. Entsprechend der Arbeiten des Servicetechnikers gibt der Sprachassistent Feedback und weist diesen per Dialog an, um Änderungen vorzunehmen (I2). Außerdem könnten diverse Einstellungen der Maschinensteuerung (beispielsweise Start-Stopp-Befehle, Auslastungsstufen usw.) sprachbasiert und somit mobil reguliert werden (I2; I6). Vor allem wenn hierbei freie Hände benötigt werden, ein fixer Prozessablauf durchlaufen werden soll sowie die jeweiligen Funktionen ohnehin in verschiedenen Sprachvarianten zur Verfügung gestellt werden müssen (I2). Abbildung 5 gibt einen Überblick zu den identifizierten Szenarien dieses Teilbereichs.

Übergeordnete Einsatzszenarien	Anwendungsbeispiele
Intralogistik	<ul style="list-style-type: none"> ■ Anmeldung des Lieferanten ■ Sicherheitsunterweisung ■ Auslösen der Warenverladung
Bestands- und Kapazitätsmanagement	<ul style="list-style-type: none"> ■ Bestands- und Lokalisierungsabfragen ■ Meldung unterschrittener Grenzwerte ■ Auslösen von Einkaufsordern ■ Abruf von Bestellinformationen
Maschineneinrichtung und -steuerung	<ul style="list-style-type: none"> ■ Anleiten der Arbeitsschritte ■ Rückmeldung zum Resultat

Abbildung 5: Einsatzszenarien digitaler Sprachassistenzsysteme im operativen Dienstleistungsmanagement

Qualitätsmanagement

Das Qualitätsmanagement, als weiterer Teilbereich des Dienstleistungsmanagements, stellt die Qualität der Unternehmung in den Mittelpunkt und zielt durch die Zufriedenheit der Kunden auf den langfristigen Geschäftserfolg sowie auf den Nutzen für die Mitglieder der Organisation ab. Dabei orientiert sich das Unternehmen im Idealfall konsequent an den Qualitätsforderungen der internen und externen Stakeholder (Haller/Wissing 2020).

Entsprechend dieser Qualitätsforderungen sehen die Interviewpartner Potenzial für den Einsatz digitaler Sprachassistenzsysteme beim permanenten Monitoring der Leistungserstellung sowie der Dokumentation nachweispflichtiger Standards. „Im Rahmen der vernetzten Infrastruktur des IoT könnten sämtliche Maschinendaten ausgelesen und sprachgesteuert abrufbar gemacht werden“ (I1). Über die Kontrolle von Parametern, wie die elektrische Spannung oder die Temperatur, könnte ein Sprachassistent dem zuständigen Mitarbeitende unverzüglich melden, falls bestimmte Sollwerte nicht erfüllt werden (I3; I6; I9). Darüber hinaus könnte als zwischengeschaltete Kontrollinstanz ebenso die Maschinenauslastung (I3), das grundsätzliche Erreichen von Meilensteinen einzelner Prozessschritte sowie das Einhalten von Fristen sprachbasiert abgerufen und überwacht werden (I4; I5). Hierdurch könnte schließlich durch zyklische Erinnerungen, genaueres Arbeiten und Fehlerreduktion die gesamte Qualitätskontrolle optimiert werden (I4; I6).

Des Weiteren könnten digitale Sprachassistenten bei *Kalibrierungsaufgaben* unterstützen, indem Angaben zur Positionierung und Ausrichtung von Teilen angesagt sowie die sensorisch erfassten Abstände mit dem jeweiligen Sollzustand abgeglichen werden (I3). In diesem Zusammenhang ist der Einsatz von Smart Speakern auch bei Mitarbeiterschulungen denkbar (I2; I8; I9; I10). Über eine sprachgesteuerte Schritt-für-Schritt-Anleitung könnten hierbei Anweisungen für standardisierte Prozessschritte vorgegeben werden und anhand von Sensoren unmittelbar Feedback zur Umsetzung rückgemeldet werden (I2; I8). Optional könnte dieses Szenario zudem um eine visuelle Darstellung ergänzt werden (I2;

18). Gleichmaßen könnte die Qualitätsprüfung am Wareneingang oder nach der Produktion und dem Service mithilfe eines vordefinierten Ablaufplans sprachgesteuert vollzogen und dokumentiert werden (I8; I9; I10). So könnte beispielsweise während der finalen Qualitätsprüfung abgefragt werden, welche Maße Bauteile zwingend vorweisen müssen und die tatsächlich gemessenen Werte dann gleichzeitig diktiert und somit dokumentiert werden (I9). Dieses Vorgehen könnte auch bei der gesetzlich vorgeschriebenen Zertifizierung von Betriebsmitteln angewandt werden, indem vorgegebene Prüfwerte verbal mit den Realwerten abgeglichen werden und die Untersuchung so protokolliert und nachgewiesen werden kann (I9; I10). Im Rahmen der Auftragsrückmeldung könnte sprachbasiert eine Checkliste abgearbeitet werden, anhand derer der Servicetechniker erfasst, welche Arbeitsschritte er vorgenommen hat, wie lange er gearbeitet hat und welche Teile er verbaut hat (I10).

Unterstützt durch Smartphones, Headsets, Datenbrillen, Kameras oder andere sensorbasierte Tools könnten durch *Mixed Reality* in der Endabnahme Eingaben (beispielsweise Maße) verbal aufgenommen und dokumentiert werden. Anschließend könnten diese Informationen automatisch in einen entsprechenden Qualitätsbericht überführt werden (I6). Eben solche Kontrollparameter könnten parallel mit vorgegebenen Sollwerten abgeglichen werden, um entweder die geforderte Qualität zu bestätigen, Nacharbeiten auszulösen oder Ausschuss zu bestätigen (I6). Darüber hinaus ist auch die Unterstützung der kommerziellen Auftragsabwicklung im Bereich der Rechtsangelegenheiten durch Sprachassistenten denkbar (I2). So könnte zur finalen Vertragsprüfung abgefragt werden, „ob die Haftung entsprechend ausgeschlossen wurde“, „ob die Pönale auf einen bestimmten Prozentsatz begrenzt wurden“ oder „ob dafür gesorgt wurde, dass die Anzahlung durch einen Mindestbetrag gesichert wird“ (I2).

Nach der Leistungserstellung kommt auch dem Service in Form von *Wartung und Instandhaltung* eine entscheidende Rolle als Einsatzbereich von digitalen Sprachassistentensystemen zu (I2). Das wohl bekannteste Beispiel diesbezüglich ist Predictive Maintenance (I3; I8; I10). Hierbei werden sensorbasierte Maschinenzustandsdaten in Echtzeit auf kritische Ereignisse und Betriebszustände mit hohem Verschleißpotenzial analysiert. Anhand dieser Prognose und der proaktiven, bedarfsgerechten Wartung soll kostenintensiven Folgeschäden vorgebeugt werden und Servicetechniker, Ersatzteile und Logistik zielgerichtet bereitgestellt werden (I3; I8; I10). Deuten die prognostizierten Maschinendaten beim Kunden also auf einen baldigen Schaden hin, könnte der digitale Sprachassistent hierauf hinweisen und die konkrete Problematik melden. Gleichzeitig könnte auf Wunsch per Sprachbefehl ein Servicetermin gebucht sowie die entsprechende Ersatzteilbestellung über das ERP-System ausgelöst werden (I3; I5; I7; I8; I10). Diverse Systemlogins und separate Befehlsausführungen könnten hierdurch somit reduziert und gebündelt werden (I7).

Ferner könnte der Servicetechniker bei Wartungen, Instandhaltungen oder Reparaturen vor Ort über den Sprachassistenten Statusinformationen abfragen, um die Hände frei zu halten und den Blick nicht vom Geschehen abwenden zu müssen (I7; I8). Darüber hinaus könnte über Identifizierungscodes abgefragt werden, aus welchen einzelnen Teilen sich

bestimmte Produkte zusammensetzen, welches Werkzeug für die entsprechende Montage benötigt wird und wo sich diese Hilfsmittel befinden (I9; I10). In Form eines *digitalen, verbalen Handbuchs und Nachschlagewerks* könnte so neben der Prozessanleitung über Schlagwörter und Fehlercodes auch die Schadensbeurteilung und -behebung durch einen Sprachassistenten unterstützt werden (I6; I8; I9; I10). Dieser Dienst kann einerseits den eigenen Servicetechnikern dienlich sein, könnte andererseits über ein Subscription-Modell aber auch direkt an die Kunden vertrieben werden (I6; I9).

Des Weiteren könnte auch im operativen Service *Mixed Reality* zum Einsatz kommen. So könnte der Kunde beispielsweise mithilfe einer Datenbrille, sprachgesteuert angeleitet durch einen digitalen Assistenten, diejenigen Schritte durchlaufen, die normalerweise ein Servicetechniker des Herstellers lokal vornehmen würde (I2; I3; I6; I7; I8; I9; I10). Sensorbasiert meldet die Maschine über den digitalen Sprachassistenten dabei selbständig das jeweilige Problem (I3). Nacheinander könnte so auch hier eine entsprechende Checkliste mit den notwendigen Anweisungen und Maßnahmen abgearbeitet werden (I2; I7; I9). Ebenso könnten unterstützende Explosionszeichnungen in Form von Augmented Reality per Sprachbefehl aufgerufen werden (I10).

Alles in allem bietet die digitale Sprachsteuerung dem Remote-Service durch virtuelles Bedienen enormes Potenzial für *Kosteneinsparungen*. Von reduziertem Personal- und Ressourceneinsatz über niedrigere Logistikkosten bis hin zu Emissionseinsparungen durch präventive Problembehandlung aus der Ferne (I6). Servicetechniker mit den benötigten Qualifikationen müssen so nicht mehr zwingend vor Ort agieren, wodurch die Wartung schneller erfolgen kann, was wiederum den Stillstand reduziert und somit die Gesamteffektivität steigern kann (I3; I6). Abbildung 6 liefert eine Zusammenfassung der genannten Anwendungsfälle.

Übergeordnete Einsatzszenarien	Anwendungsbeispiele
Monitoring der Leistungserstellung	<ul style="list-style-type: none"> ■ Abruf von Maschinendaten ■ Warnung bei kritischen Parametern
Wahrung von Fristen	<ul style="list-style-type: none"> ■ Überwachung von Meilensteinen ■ Zyklische Erinnerungen
Maschinenkalibrierung und -optimierung Schulungen	<ul style="list-style-type: none"> ■ Anleiten der Arbeitsschritte ■ Rückmeldung zum Resultat
Qualitätsprüfung Nachweispflichtige Dokumentation und Zertifizierung	<ul style="list-style-type: none"> ■ Abfrage vorgeschriebener Parameter ■ Abgleich mit tatsächlichen Messwerten ■ Abarbeiten von Checklisten ■ Protokollierung

Abbildung 6: Einsatzszenarien digitaler Sprachassistentensysteme im Qualitätsmanagement

Übergeordnete Einsatzszenarien	Anwendungsbeispiele
Proaktive Wartung und Instandhaltung	<ul style="list-style-type: none">■ Warnung bei kritischen Parametern■ Terminvereinbarung und Bestellauslösung
Digitales Handbuch	<ul style="list-style-type: none">■ Anleiten der Arbeitsschritte■ Statusabfrage und Schadensbeurteilung■ Nachschlagewerk
Remote Service	<ul style="list-style-type: none">■ Fehlermeldung■ Anleiten der Arbeitsschritte■ Rückmeldung zum Resultat■ Abarbeiten von Checklisten

Abbildung 6: Einsatzszenarien digitaler Sprachassistenzsysteme im Qualitätsmanagement (Fortsetzung)

Kundenmanagement

Das Kundenmanagement nimmt eine elementare Rolle im Dienstleistungsmanagement ein. Zum einen sind die Kunden als Co-Produzenten unmittelbar in das Wertschöpfungs-system und somit die Leistungserstellung eingebunden. Zum anderen sind sie Transakti-onspartner, die als Käufer Verfügungsrechte über die Dienstleistungen erwerben und dem Unternehmen somit seine Existenzberechtigung verleihen (Haller/Wissing 2020).

Folglich sind die Interviewpartner insbesondere auch daran interessiert, diesen Teilbereich mithilfe digitaler Sprachassistenzsysteme zu optimieren und effizienter zu gestalten. Als ersten möglichen Anwendungsfall sehen sie eine *Informationsabfrage für den Kunden*. Ähnlich einer FAQ-Auflistung auf Webseiten könnten so die häufigsten Standardfragen vom Kunden direkt per Sprachbefehl abgefragt werden, ohne einen menschlichen An-sprechpartner kontaktieren zu müssen (I1; I3; I7; I9; I10). Eine solche beispielhafte An-frage wäre „Wie messe ich den Widerstand des Generators?“. Die darauffolgende auto-matische schrittweise Rückmeldung könnte dann erläutern, welches Messgerät hierfür benötigt wird, an welcher Klemme dieses angelegt werden muss, welcher Wert abgelesen werden muss und was ein korrekter Richtwert wäre (I9). Auch bisherige Chatbot-Gerüste könnten so durch eine Sprachkomponente ergänzt werden (I1). Diese sprachbasierte An-laufstelle könnte sich einerseits auf die unmittelbare Beratung beziehen und Anfragen wie „Welchen Fräser muss ich für dieses Material verwenden?“ oder „Wie lange läuft die Ga-rantie der Maschinen noch?“ beantworten. Andererseits könnte sie aber auch als Informa-tionsdienst zum Unternehmensportfolio oder zur Aufnahme von Kundenfeedback, Stö-rungsmeldungen und Beschwerden eingesetzt werden (I1; I4; I7; I8). Parallel könnte durch diese Abfrage ein Interessensabgleich dahingehend stattfinden, was der Kunde konkret nachfragt und was das Unternehmen andererseits tatsächlich anbietet (I7). Zusätzlich

könnte so auch die Anzahl an Kontaktpunkten verfolgt werden sowie die durchschnittliche Verweildauer im Gespräch oder der Warteschleife, was wiederum den Effekt durch die Einführung digitaler Sprachassistenten operationalisierbar macht (I5).

Neben dieser Informationsvermittlung könnte im Kundenservice auch die Vorqualifizierung eines Kundenanrufs und des entsprechenden Anliegens durch Sprachassistenten und KI unterstützt werden (I4; I7; I9; I10). Da die „Servicehotline eine der am häufigsten frequentierten Telefonnummern ist“ (I6) und die Mitarbeitenden teilweise rund um die Uhr erreichbar sein müssen, können Effizienzsteigerungen hierbei zu einem signifikanten Wettbewerbsvorteil führen (I6). Über standardisierte Informationsabfragen, wie „Wie lauten Ihr Name, Ihre Anschrift und Ihre Kundennummer?“, „Was ist Ihr Anliegen?“, „Welcher Gerätetyp mit welcher Seriennummer liegt vor?“ oder „Welchen Ansprechpartner möchten Sie sprechen?“, kann der digitale Sprachassistent die Erstaufnahme durchführen. Basierend darauf kann der Kunde mit den benötigten Informationen dann an einen spezialisierten Servicemitarbeiter übermitteln werden, der die Anfrage bearbeitet und das Problem technisch erörtert (I1; I2; I3; I7; I8; I9; I10). Somit wird ein mehrfaches Weiterverbinden vermieden und der Sachbearbeiter kann direkt auf den entsprechend vordefinierten Informationspool zugreifen (I1; I3; I8; I10). Gleichmaßen könnte dem dann zuständigen Ansprechpartner nicht nur das gegenwärtige Anliegen aufbereitet werden, sondern die gesamte Kundenhistorie, um auf sämtliche Informationen vergangener Sachverhalte zurückgreifen zu können (I8). Ebenso soll durch diese digitale Vorqualifizierung verhindert werden, dass der Engpass an verfügbaren Mitarbeitenden dazu führt, dass die Kunden in Warteschleifen oder unspezifischen Callcentern landen (I2; I7).

Darüber hinaus könnten während der tatsächlichen Maschinenbedienung beim Auftreten von Problemen dem Mitarbeitenden auch unaufgefordert auditiv diejenigen Informationen übermittelt werden, die benötigt werden, um das Problem schrittweise beheben zu können (I1; I8; I9; I10). Bislang musste zur Bearbeitung solcher Gewährleistungsfälle in der Dokumentation nachgelesen werden oder ein fachkundiger Servicetechniker zurate gezogen werden (I9). Über einen digitalen Sprachassistenten könnte stattdessen direkt an der Maschine die jeweilige Fehlerakte aufgerufen und die Instandsetzung sprachbasiert angeleitet werden (beispielsweise: „Das Netzteil ist überhitzt und durchgebrannt, was muss nun nacheinander getan werden?“) (I9). Hierdurch ließe sich zudem vorgelagert die Anzahl der tatsächlichen Anfragen beim Kundenservice verringern (I1).

Insgesamt könnten bestimmte Kundenanliegen durch diese Ausweitung des Self Service schnell, einfach und kostengünstig behandelt werden (I9). Insbesondere vor dem Hintergrund, dass Instandhaltungskapazitäten seit Jahren reduziert werden und Kunden auf immer mehr Eigeninitiative angewiesen sind (I9). Gleichmaßen könnten allerdings auch interne Mitarbeitende auf das hinterlegte Wissen und vor allem die Kundendaten aus dem CRM-System mithilfe der digitalen Sprachassistenten zurückgreifen (I1; I7). So ist etwa denkbar, dass Vertriebs- oder Servicemitarbeiter im Außendienst vor Kundengesprächen vom Auto aus sprachgesteuert die benötigten Informationen abrufen und sich so auf Termine vorbereiten können (I7; I9; I10). Neben der unmittelbaren Terminvorbereitung könnte auch der gesamte Tagesablauf per Sprache organisiert werden. So könnte etwa

abgefragt werden „Welche Aufträge stehen für heute an?“ oder „Wohin muss ich für den nächsten Auftrag und welche Materialien werden hierfür benötigt?“ und der entsprechende Zielort automatisch in die Navigation übernommen werden (I10). Ohne Logins und händische Eingaben könnte der Arbeitsalltag somit deutlich erleichtert werden (I10).

So kann sich die Unterstützung durch digitale Sprachassistenten wie ein roter Faden durch diverse Prozessvorgänge des Kundenservices ziehen. Dies kann nicht nur den Mitarbeitenden als Arbeitserleichterung dienen, sondern nachhaltig auch zu einer verbesserten Customer Experience und somit Kundenzufriedenheit beitragen (I7). Erfährt der Kunde hierdurch einen unmittelbaren Mehrwert, kann dies indirekt wiederum dazu führen, dass die grundsätzliche Akzeptanz zur Nutzung der Sprachsteuerung steigt (I2). Abbildung 7 fasst die Einsatzszenarien dieses Teilbereichs zusammen.

Übergeordnete Einsatzszenarien	Anwendungsbeispiele
FAQ-Informationsabfragen	<ul style="list-style-type: none">■ Beantwortung von Kundenanfragen■ Abgleich von Angebot und Nachfrage
Aufnahme von Kundenfeedback	<ul style="list-style-type: none">■ Störungsmeldungen■ Kritik und Beschwerden
Vorqualifizierung im Kundenservice	<ul style="list-style-type: none">■ Informationsaufnahme und -aufbereitung■ Vermittlung an Ansprechpartner
Problembehandlung und Self Service	<ul style="list-style-type: none">■ Anweisung der Prozessschritte■ Rückmeldung zum Resultat
Vorbereitung von Kundenterminen	<ul style="list-style-type: none">■ Informationsabruf aus Systemen■ Organisation des Arbeitstags

Abbildung 7: Einsatzszenarien digitaler Sprachassistentensysteme im Kundenmanagement

Dienstleistungsmarketing

Das Dienstleistungsmarketing umfasst die Konzeption und das Handeln mit der Absicht, alle Aktivitäten des Dienstleistungsbetriebes im Marketing-Mix konsequent auf die gegenwärtigen und zukünftigen Erfordernisse der relevanten Märkte auszurichten. Dadurch sollen sowohl die Bedürfnisse der Kunden befriedigt als auch die betrieblichen Ziele erreicht werden (Haller/Wissing 2020).

Aufgrund dieser konstitutiven Merkmale, die situationsspezifisches Handeln und eine individualisierte Entscheidungsfindung bedingen, sind standardisierte Prozessabläufe, für welche die digitale Sprachassistentenz prädestiniert ist, in diesem Teilbereich eher selten. So haben auch die Interviewpartner nur wenig Vorstellungskraft, was entsprechende betrieb-

liche Einsatzszenarien betrifft. Ein möglicher Anwendungsfall wäre dennoch, das Navigieren auf der Unternehmenshomepage für die Kunden sprachgesteuert zu unterstützen (I6). Des Weiteren könnten sich die Kunden mithilfe eines Smart Speakers grundsätzlich sprachbasiert über das angebotene Portfolio, die dazugehörigen Preise sowie zusätzliche Hintergrundinformationen von Unternehmen aber auch zur Markt- und Wettbewerbssituation informieren (I5; I8). Selbiges könnte auch im Rahmen von Messen und Ausstellungen dienlich sein, indem ein Smart Speaker an Messeständen die interessierten Besucher auf Nachfrage mit Informationen zum Unternehmen sowie dem entsprechenden Leistungsangebot versorgt (I8).

Basierend auf den Daten der tatsächlichen Maschinennutzung könnten Kunden darüber hinaus sprachbasiert und proaktiv auf Zusatzleistungen hingewiesen werden, die die Funktionalität erweitern und ergänzen (I8). Im Zusammenhang mit *Upselling-Strategien* könnte so durch die inhärente KI etwa festgestellt werden, wie lange Kunden bereits über welche Leistungen verfügen. Basierend darauf könnten beispielsweise Produktupgrades oder optimierte Serviceverträge angeboten werden, um Performanceabfall oder Ausfällen zusätzlich vorbeugen zu können (I8; I10). Abbildung 8 stellt die behandelten Szenarien dieses Abschnitts tabellarisch zusammen.

Übergeordnete Einsatzszenarien	Anwendungsbeispiele
Informationen zum Unternehmensauftritt	<ul style="list-style-type: none"> ■ Navigation auf der Homepage ■ Informationsabfragen zum Unternehmen und dem Leistungsangebot
Informationen zur Markt- und Wettbewerbssituation	<ul style="list-style-type: none"> ■ Abruf aus dem Internet ■ Abgleich mit Prognosen
Informationen zu Komplementärleistungen	<ul style="list-style-type: none"> ■ Warnung bei kritischen Parametern ■ Hinweise und Angebote zu Produkten oder Services

Abbildung 8: Einsatzszenarien digitaler Sprachassistenzsysteme im Dienstleistungsmarketing

Mitarbeiterführung

Der Teilbereich der Mitarbeiterführung des Dienstleistungsmanagements umfasst die „Analyse, Planung, Umsetzung und Kontrolle sämtlicher Entscheidungen, die mit der Einstellung von Mitarbeitern, mit ihrem Arbeitsplatz und -umfeld, mit der Entwicklung der Mitarbeiter, mit der Kommunikation mit und zwischen den Mitarbeitern sowie mit der Freisetzung von Mitarbeitern in Verbindung stehen“ (Bruhn/Meffert 2012, S. 618). Insbesondere im Dienstleistungsbereich stellen die Mitarbeitende durch die Interaktion mit dem Kunden die zentrale Ressource der Unternehmen dar (Haller/Wissing 2020).

Dementsprechend sehen die Interviewpartner auch in diesem Teilbereich diverse Einsatzszenarien für die Unterstützung digitaler Sprachassistentensysteme. Angefangen beim Recruiting wäre eine solche Anwendung beispielsweise bei der Vorauswahl von Bewerbern denkbar. Ähnlich bereits im Einsatz befindlicher zeitversetzter Videointerviews könnten so digitale Sprachassistentensysteme vorab *standardisiert die Qualifikation und Motivation von Bewerbern* mit hinterlegten Zielgrößen abgleichen und diese so klassifizieren (I4; I7).

Nach dem Einstellungsprozess könnten digitale Sprachassistenten auch beim *Onboarding* (I6), bei der Einarbeitung (I1; I3; I4; I7) sowie bei der *Personalentwicklung* von Mitarbeitenden mitwirken (I2; I3; I5; I6; I7). Im Rahmen des Onboardings könnte so beispielsweise strukturiertes Basiswissen über die Arbeitsabläufe, zur Sicherheitsunterweisung und der Compliance des Unternehmens etwa über eine E-Learning-Plattform per Audio interaktiv vermittelt werden. Gleichzeitig könnte die Teilnahme hieran automatisch dokumentiert werden (I6; I7; I8). Darauf folgend könnten digitale Sprachassistenten den Mitarbeitenden bei der Einarbeitung in der Produktion oder im Service Schritt für Schritt mitteilen, welche Handgriffe durchgeführt werden müssen, und so dafür sorgen, dass kein Vorgang vergessen wird (I1; I3; I10). Auch etablierte Mitarbeitende oder häufig wechselnde Leiharbeiter könnten so hinsichtlich neuer Maschinen oder Arbeitsschritte unterrichtet werden und über die Freisprechfunktion direkt mit denjenigen Informationen versorgt werden, die sie hierfür benötigen (I1; I6). Als digitaler Tutor könnte der Sprachassistent zudem zu Beginn der Beschäftigung als sprachgesteuertes Intranet fungieren, um bei diversen Fragen zu assistieren (beispielsweise: „An wen muss ich mich wenden, wenn ich ein Problem mit meinem Laptop habe?“) (I4). Auch interne *Schulungen und Fortbildungen* könnten sprachbasiert in Kombination mit E-Learning-Plattformen durchgeführt werden (I6; I8; I9; I10) und visuell durch Monitore, Smart Watches oder AR- und VR-Brillen ergänzt werden (I1; I2; I6; I7; I8; I9). Darüber hinaus könnten auch Gesundheitsaspekte der Mitarbeitenden hierdurch etwa mithilfe von Wearables berücksichtigt werden, indem der digitale Sprachassistent beispielsweise auf regelmäßige Bewegung sowie das Einhalten von Pausen hinweist (I3). Abbildung 9 gibt einen Überblick zu diesen Erkenntnissen.

Übergeordnete Einsatzszenarien	Anwendungsbeispiele
Recruiting	<ul style="list-style-type: none"> ■ Vorauswahl von Bewerbern ■ Zeitversetzte Interviewführung
Onboarding	<ul style="list-style-type: none"> ■ Interaktive Informationsvermittlung ■ Protokollierung
Einarbeitung	<ul style="list-style-type: none"> ■ Anweisung der Prozessschritte ■ Rückmeldung zum Resultat
Personalentwicklung	<ul style="list-style-type: none"> ■ Schulungen und Fortbildungen ■ Überwachung von Meilensteinen ■ Zyklische Erinnerungen

Abbildung 9: Einsatzszenarien digitaler Sprachassistentensysteme in der Mitarbeiterführung

Innovationsmanagement

Neben der voranschreitenden Digitalisierung tragen unter anderem auch die Globalisierung der Märkte, die daraus resultierende zunehmende Wettbewerbsintensität sowie kürzere Produktlebenszyklen dazu bei, dass die Innovationsarbeit immer komplexer und bedeutender wird (Haller/Wissing 2020). Folglich ist es für den Unternehmenserfolg heute wichtiger denn je, im Rahmen des Innovationsmanagements neue und innovative Produkte und Dienstleistungen kreieren zu können.

Da das Innovationsmanagement hierfür allerdings auf kreative, disruptive Ideen angewiesen ist und nur bedingt auf bestehende, standardisierte Prozessvorgänge zurückgreift, gestaltet sich die entsprechende Automatisierung und Digitalisierung schwierig. Demnach bietet das Innovationsmanagement aus Sicht der interviewten Experten kaum Potenzial für den Einsatz digitaler Sprachassistentensysteme. Nichtsdestotrotz können Smart Speaker in diesem Zusammenhang als „Gateway oder Katalysator“ für nachfolgende Technologien fungieren (I3; I8; I9; I10). So könnten Mitarbeitende beispielsweise über Prototypen damit beginnen, sehr einfache, standardisierte und in sich geschlossene Abläufe sprachbasiert zu steuern. Die ersten digitalen Sprachassistenten könnten so als Fundament den Schritt in ein neues Zeitalter begründen, auf welchem weitere Innovationen zukünftig aufbauen (I3; I8; I9; I10). Durch diese inkrementelle Herangehensweise kann anhand des spürbaren Mehrwerts graduell auch die Mitarbeitendenakzeptanz gesteigert werden (I3; I8; I9; I10).

Über die sprachinitiierte Abfrage von Neuigkeiten zu bestimmten Themengebieten könnte zudem die Markt- und Wettbewerbsentwicklung überwacht werden (I5). Die hieraus resultierenden Erkenntnisse könnten schließlich wiederum in die zukünftige Ausrichtung des Innovationsmanagements einfließen (I5). Abbildung 10 fasst die identifizierten Einsatzszenarien dieses Teilbereichs zusammen.

Übergeordnete Einsatzszenarien	Anwendungsbeispiele
Wegbereiter für Digitalisierung und Vernetzung	<ul style="list-style-type: none">■ Sensibilisierung für neue Technologien■ Vermittlung von Funktionsweise und Mehrwert
Informationen zur Markt- und Wettbewerbsentwicklung	<ul style="list-style-type: none">■ Abruf aus dem Internet■ Abgleich mit Prognosen■ Zukunftsausrichtung

Abbildung 10: Einsatzszenarien digitaler Sprachassistenzsysteme im Innovationsmanagement

5. Diskussion

Grundsätzlich lässt sich als Kernaussage der Studie festhalten, dass alle Interviewpartner großes Potenzial und zahlreiche Einsatzszenarien für digitale Sprachassistenzsysteme im Dienstleistungsmanagement erkennen. Sie sehen den technischen Fortschritt und die voranschreitende Digitalisierung als Wegbereiter für eine Vielzahl an Innovationen. Hierzu soll auch die Sprachassistenz im komplexen Zusammenspiel aus menschlichen und technischen Kompetenzen zukünftig beitragen. Dementsprechend prognostizieren die Experten durch den Einsatz digitaler Sprachassistenz Effizienz- und Produktivitätssteigerungen insbesondere in Form von natürlicher Bedienungserleichterung, Zeitersparnis sowie Qualitätssteigerung und Fehlerreduktion. Hierfür eignen sich vornehmlich einfache, standardisierte Abfragen und Befehle, die wiederholt einer vorab definierten Prozessabfolge entsprechen.

Zusammengefasst ergeben sich aus den sieben Teilbereichen des Dienstleistungsmanagements vier Dimensionen (operatives Dienstleistungsmanagement, Qualitätsmanagement, Kundenmanagement und Mitarbeiterführung), in denen die Interviewpartner *zahlreiche Einsatzszenarien* für digitale Sprachassistenzsysteme verorten. Die drei weiteren Dimensionen (strategisches Dienstleistungsmanagement, Dienstleistungsmarketing und Innovationsmanagement) sind hierfür hingegen vergleichsweise *weniger prädestiniert*. Nichtsdestotrotz schlussfolgern die befragten Experten, dass sich die Sprachsteuerung im Kontext der Digitalisierung und des technischen Fortschritts vermehrt zum primären Eingabemedium entwickeln wird.

Da der zuvor geschilderte Trend aus den Privathaushalten sich allerdings noch nicht umfassend im betrieblichen Kontext eingefunden hat, bedarf es einiger *Voraussetzungen hinsichtlich der Handhabung der neuen Technologien*, damit diese Vision Realität wird. Neben der effektiven, intuitiven und zuverlässigen Bedienung des digitalen Assistenten muss der Mehrwert der Nutzung in Form von Zeitersparnis und Arbeitserleichterung für die

Mitarbeitenden unmittelbar zu spüren sein. Darüber hinaus müssen eine annehmbare Qualität der Sprachbedienung, eine durchgängige Schnittstellenunterstützung sowie bindende Datenschutzregularien für die regelmäßige Nutzung gegeben sein. Insbesondere der technologische Reifegrad der Innovationen wird hierfür zukünftig maßgeblich sein. Denn mit der Weiterentwicklung der Technologien, der damit einhergehenden Funktionsausweitung sowie einer stetigen Bedienungsoptimierung steigt auch die Akzeptanz der Nutzer.

Zumal digitale Sprachassistenten auch nicht als komplette Substitute für die bisherige Steuerung betrachtet werden sollten. Vielmehr stellen sie eine intelligente Ergänzung zur bisherigen händischen Bearbeitung dar und können somit Prozessabläufe erleichtern, so dass der Fokus auf die *prioritären Arbeitsschritte* gelegt werden kann. Schließlich sollte angemerkt werden, dass der zwischenmenschliche Kontakt und eine persönliche Beziehung in vielen Bereichen auch zukünftig unabdingbar bleiben werden. Daher soll keineswegs der Eindruck entstehen, dass *die Kommunikation mit einer KI einen vollwertigen Ersatz hierfür darstellen kann*. Abbildung 11 gibt einen zusammenfassenden Überblick zu den wichtigsten Erkenntnissen dieses Beitrags hinsichtlich der Einführung digitaler Sprachassistentensysteme im Dienstleistungsmanagement.

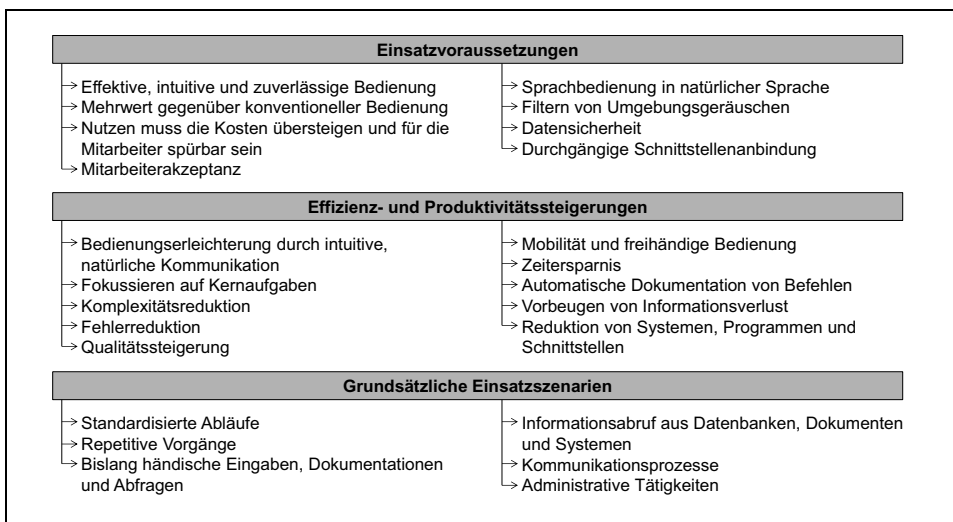


Abbildung 11: Erkenntnisübersicht zur Einführung digitaler Sprachassistentensysteme

Die Erkenntnisse dieser Arbeit weisen einige *Limitationen* auf. Hierzu zählt die Interviewstichprobe, welche zum einen im Umfang begrenzt ist und zum anderen durch die vorwiegend in Führungspositionen befindlichen Interviewpartner lediglich eine sehr spezifische Perspektive im jeweiligen Fachbereich abbildet. Darüber hinaus beruht die Arbeit auf einer rein qualitativen Untersuchungsmethode, weswegen die Aussagen nicht statistisch repräsentativ sind. Dementsprechend sind die Ergebnisse nicht ohne Weiteres generalisierbar oder übertragbar. Vielmehr versteht sich die Arbeit als erste Exploration

des Themengebiets, um durch diesen grundlegenden Überblick nachfolgende Untersuchungen zu motivieren.

In *zukünftigen Studien* könnte analysiert werden, welche Erfahrungen die Mitarbeitenden im tagtäglichen Umgang mit den digitalen Assistenten machen und wie sich grundsätzlich die Nutzerakzeptanz entwickelt. Im Sinne einer quantitativen Betrachtung könnte außerdem für die identifizierten Szenarien untersucht werden, welchen Mehrwert die Implementierung digitaler Sprachassistenten gegenüber der vormaligen, manuellen Prozessbearbeitung tatsächlich hätte. Damit einhergehend könnte folglich analysiert werden, welches Kosten-Nutzen-Verhältnis dem Konstrukt zugrunde liegt.

Literaturverzeichnis

- Allmendinger, G./Lombreglia, R. (2005): Four Strategies for the Age of Smart Services, in: Harvard Business Review, Vol. 83, No. 10, S. 131-141.
- Ammari, T./Kaye, J./Tsai, J.Y./Bentley, F. (2019): Music, Search and IoT, in: ACM Transactions on Computer-Human Interaction, Vol. 26, No. 3, S. 1-28.
- Anke, J./Fischer, U./Lemke, R. (2019): Integration digitaler Sprachassistenten in den Kundenservice am Beispiel der Stadtwerke Leipzig, in: Räckers, M./Halsbenning, S./Rätz, D./Richter, D./Schweighofer, E. (Hrsg.): Digitalisierung von Staat und Verwaltung – Gemeinsame Fachtagung Verwaltungsinformatik (FTVI) und Fachtagung Rechtsinformatik (FTRI), Bonn, S. 25-36.
- Belanche, D./Casaló, L.V./Flavián, C. (2020): Frontline Robots in Tourism and Hospitality – Service enhancement or Cost Reduction?, in: Electronic Markets, S. 1-16.
- Berg, A. (2018): Home Smart Home, <https://www.bitkom.org/sites/default/files/file/import/Bitkom-Praesentation-Home-Smart-Home.pdf> (Zugriff am 25.05.2020).
- Bruhn, M./Meffert, H. (2012): Handbuch Dienstleistungsmarketing – Planung – Umsetzung – Kontrolle, Wiesbaden.
- Burbach, L./Halbach, P./Plettenberg, N./Nakayama, J./Ziefle, M./Calero Valdez, A. (2019): "Hey, Siri", "Ok, Google", "Alexa" – Acceptance-Relevant Factors of Virtual Voice-Assistants, in: Digmayer, C./Karreman, J. (Hrsg.): International Professional Communication Conference, Aachen, S. 101-111.
- Burns, M.B./Igou, A. (2019): "Alexa, Write an Audit Opinion" – Adopting Intelligent Virtual Assistants in Accounting Workplaces, in: Journal of Emerging Technologies in Accounting, Vol. 16, No. 1, S. 81-92.

- Carlsson, L. (2019): Designing a Digital Voice - Controlled Travel Guide – Investigating the User Experience of Voice-Controlled Customer Service, <http://www.diva-portal.se/smash/get/diva2:1330212/FULLTEXT01.pdf> (Zugriff am 04.06.2020).
- de Vries, J./Koster, R. de/Stam, D. (2016): Exploring the Role of Picker Personality in Predicting Picking Performance with Pick by Voice, Pick to Light and RF-terminal Picking, in: *International Journal of Production Research*, Vol. 54, No. 8, S. 2260-2274.
- Dierolf, U./Skarupianski, M. (2018): Alexa, frage KIT-Bibliothek wo ich lernen kann – Einsatz von digitalen Sprachassistenten im Umfeld von Bibliotheken und Erweiterung um eigene Dienste, in: *BW Biblio Aktuell*, Jg. 21, Nr. 2, S. 128-134.
- Fitzsimmons, J.A./Fitzsimmons, M.J. (2011): *Service management operations, strategy, and information technology*, 7. Aufl., New York.
- Flick, U./von Kardorff, E./Steinke, I. (Hrsg.) (2017): *Qualitative Forschung – Ein Handbuch*, 12. Aufl., Reinbek bei Hamburg.
- Glaser, B.G./Strauss, A.L. (1967): *The discovery of grounded theory – Strategies for qualitative research*, New Brunswick.
- Guest, G./Bunce, A./Johnson, L. (2006): How Many Interviews Are Enough?, in: *Field Methods*, Vol. 18, No. 1, S. 59-82.
- Haller, S./Wissing, C. (2020): *Dienstleistungsmanagement – Grundlagen – Konzepte – Instrumente*, 8. Aufl., Wiesbaden.
- Helfferich, C. (2014): Leitfaden- und Experteninterviews, in: Baur, N./Blasius, J. (Hrsg.): *Handbuch Methoden der empirischen Sozialforschung*, Wiesbaden, S. 559-574.
- Hinrichsen, S./Riediger, D./Unrau, A. (2016): Assistance Systems in Manual Assembly, in: Villmer, F.-J./Padoano, E. (Hrsg.): *Production Engineering and Management – Proceedings 6th international conference*, Lemgo/Triest, S. 3-14.
- Höck, M. (2005): *Dienstleistungsmanagement aus produktionswirtschaftlicher Sicht*, Wiesbaden.
- Hopf, C. (2017): Qualitative Interviews, in: Flick, U./von Kardorff, E./Steinke, I. (Hrsg.): *Qualitative Forschung – Ein Handbuch*, 12. Aufl., Reinbek bei Hamburg, S. 349-359.
- Huang, M.-H./Rust, R.T. (2018): Artificial Intelligence in Service, in: *Journal of Service Research*, Vol. 21, No. 2, S. 155-172.
- Kinkel, S./Rahn, J./Rieder, B./Lerch, C. (2016): *Digital-vernetztes Denken in der Produktion – Studie für die IMPULS-Stiftung des VDMA*, Karlsruhe.
- Lamnek, S./Krell, C. (2016): *Qualitative Sozialforschung*, 6. Aufl., Weinheim/Basel.

- Lichtblau, K./Stich, V./Bertenrath, R./Blum, M./Bleider, M./Millack, A./Schmitt, K./Schmitz, E./Schröter, E. (2015): Industrie 4.0 Readiness – Studie für die IMPULS-Stiftung des VDMA, Aachen.
- Lukanova, G./Ilieva, G. (2019): Robots, Artificial Intelligence and Service Automation in Hotels, in: Ivanov, S./Craig, W. (Hrsg.): Robots, Artificial Intelligence, and Service Automation in Travel, Tourism and Hospitality, Bingley, S. 157-183.
- Maedche, A./Legner, C./Benlian, A./Berger, B./Gimpel, H./Hess, T./Hinz, O./Morana, S./Söllner, M. (2019): AI-Based Digital Assistants, in: Business & Information Systems Engineering, Vol. 61, No. 4, S. 535-544.
- Marinova, D./Ruyter, K. de/Huang, M.-H./Meuter, M.L./Challagalla, G. (2017): Getting Smart, in: Journal of Service Research, Vol. 20, No. 1, S. 29-42.
- Ostrom, A.L./Parasuraman, A./Bowen, D.E./Patrício, L./Voss, C.A. (2015): Service Research Priorities in a Rapidly Changing Context, in: Journal of Service Research, Vol. 18, No. 2, S. 127-159.
- Porter, M.E./Heppelmann, J.E. (2014): How Smart, Connected Products are Transforming Competition, in: Harvard Business Review, Vol. 92, No. 11, S. 64-88.
- Rafaëli, A./Altman, D./Gremler, D.D./Huang, M.-H./Grewal, D./Iyer, B./Parasuraman, A./Ruyter, K. de (2017): The Future of Frontline Research, in: Journal of Service Research, Vol. 20, No. 1, S. 91-99.
- Ranoliya, B.R./Raghuwanshi, N./Singh, S. (2017): Chatbot for university related FAQs, in: International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics, Udipi, S. 1525-1530.
- Sangle-Ferriere, M./Voyer, B.G. (2019): Friend or foe? Chat as a Double-edged Sword to Assist Customers, in: Journal of Service Theory and Practice, Vol. 29, No. 4, S. 438-461.
- Silverman, D. (2020): Interpreting qualitative data, 6. Aufl., London.
- Statista (2018): Smart home device revenue by category 2022, <https://www.statista.com/statistics/822488/smart-home-device-revenue-worldwide-by-category/> (Zugriff am 26.08.2020).
- Stauss, B. (2007): Dienstleistungsmanagement, in: Köhler, R./Küpper, H.-U./Pfungsten, A. (Hrsg.): Handwörterbuch der Betriebswirtschaft, 6. Aufl., Stuttgart, S. 294-302.
- TUI (2018): »Tell me what I want«, https://www.tuigroup.com/en-en/media/stories/moments-2018/04_tell_me_what_i_want (Zugriff am 29.05.2020).
- Waldhör, K. (2019): Smarte Objekte – Wie Smart Speaker und Smarthome die medizinische und pflegerische Versorgung zu Hause unterstützen werden, in: Pfannstiel,

- M.A./Da-Cruz, P./Mehlich, H. (Hrsg.): Digitale Transformation von Dienstleistungen im Gesundheitswesen VI – Impulse für die Forschung, Wiesbaden, S. 389-406.
- Wirtz, J./Patterson, P.G./Kunz, W.H./Gruber, T./Lu, V.N./Paluch, S./Martins, A. (2018): Brave New World – Service Robots in the Frontline, in: *Journal of Service Management*, Vol. 29, No. 5, S. 907-931.
- Wirtz, J./Zeithaml, V. (2018): Cost-Effective Service Excellence, in: *Journal of the Academy of Marketing Science*, Vol. 46, No. 1, S. 59-80.
- Wuenderlich, N.V./Heinonen, K./Ostrom, A.L./Patricio, L./Sousa, R./Voss, C./Lemmink, J.G.A.M. (2015): “Futurizing” Smart Service – Implications for Service Researchers and Managers, in: *Journal of Services Marketing*, Vol. 29, No. 6/7, S. 442-447.



Markus Voeth, Michael Oryl und Niklas F. Bronnert

Einsatz Künstlicher Intelligenz in Einkaufsverhandlungen – Status quo und Anwendungsfälle

1. Einleitung
2. Begriffsverständnis und Arten Künstlicher Intelligenz
3. Anwendungsfälle Künstlicher Intelligenz für das Verhandlungsmanagement im Einkauf
4. Herausforderungen und Voraussetzungen des Einsatzes Künstlicher Intelligenz in Einkaufsverhandlungen
5. Fazit

Literaturverzeichnis

Prof. Dr. *Markus Voeth* ist Inhaber des Lehrstuhls für Marketing & Business Development, Universität Hohenheim. *Michael Oryl* ist Doktorand und wissenschaftlicher Mitarbeitender am Lehrstuhl für Marketing & Business Development, Universität Hohenheim. *Niklas F. Bronnert* ist Doktorand und wissenschaftlicher Mitarbeitender am Lehrstuhl für Marketing & Business Development, Universität Hohenheim.

1. Einleitung

Mit dem Eintritt in eine neue Ära des „Einkaufs 4.0“ erhalten digitale Technologien zunehmend Einzug in Einkaufs- und Vertriebsorganisationen (Nicoletti 2018). Gerade der Einkauf sieht im Einsatz *Künstlicher Intelligenz* (KI) eine vielversprechende Chance, die prozessuale und inhaltliche Komplexität (Sarkis/Talluri 2002) strategischer und operativer Einkaufsaktivitäten zu reduzieren (Kleemann/Glas 2020; Nicoletti 2020). Vor allem Verhandlungen tragen neben den klassischen Phasen des strategischen Lieferantenauswahlprozesses wie der Bedarfsfeststellung, Lieferantenidentifikation, Lieferantenauswahl, dem Aufbau der Lieferantenbeziehung und Lieferantencontrolling (Ellram 1990) erheblich zur Komplexität strategischer Einkaufsprozesse bei (Voeth/Herbst 2015). So fällt es Akteuren in Verhandlungen aufgrund begrenzter kognitiver Fähigkeiten, geringer Informationen und Zeitdruck oft schwer (Simon 1955), optimale Entscheidungen zu treffen. Zudem ist davon auszugehen, dass Verhandlungen in Zukunft durch vielschichtige Anforderungen des Geschäftspartners (Schmitz/Gnanesan 2014), technologische Unterstützung (Winkelbach/Walter 2015; Kleemann/Glas 2020) und zunehmende Transparenz (Virtanen et al. 2015) weiter an Komplexität gewinnen werden. Verhandlungen stellen daher einen idealen Anwendungsbereich für KI dar, um den Einkäufer, aber auch Vertriebler in geistig und z. T. körperlich anspruchsvollen Verhandlungssituationen zu unterstützen und die menschliche Entscheidungsleistung zu verbessern (Dixon 2001).

Wurden Verhandlungen noch vor rund zehn Jahren im Hinblick auf die Digitalisierung strategischer Einkaufsprozesse als untergeordnet wichtiger Entwicklungsbereich gesehen (Tanner et al. 2007), steht deren Digitalisierung heute an vorderster Stelle (Kleemann/Glas 2020; Nicoletti 2020). So lassen sich etwa Einkäufer bereits heute durch den Einsatz einfachster KI mittels *Robotic Process Automation* (RPA) von bis zu 40 Prozent aller wiederkehrenden Aufgaben und damit einem beträchtlichen Teil ihrer operativen Last befreien (Anagnoste 2018; Viale/Zouari 2020). Durch den Wegfall dieser Tätigkeiten, entsteht so dann wertvolle Zeit für die Analyse, Organisation, Vorbereitung, Führung sowie das Controlling von Verhandlungen (Voeth/Herbst 2015). Dabei lassen sich in der mechanischen, analytischen, intuitiven und empathischen Intelligenz vier Arten der KI unterscheiden (Huang/Rust 2018), die zur Optimierung von Einkaufs-, aber auch Vertriebstätigkeiten eingesetzt werden können. Aus Sicht des Einkaufs kann KI etwa entlang der Phasen des Verhandlungsmanagements unter anderem dazu eingesetzt werden, Preismuster von Lieferanten zu erkennen (Schulze-Horn et al. 2020), Verhandlungsverhalten von Lieferanten vorherzusagen (Ray et al. 2011), Auktionen zu optimieren (Dütting et al. 2019) und Verhandlungen eigenständig mittels Verhandlungsrobotern zu führen (Chang/Hwang 2019; Scheible 2019; Kleemann/Glas 2020). Investitionen in den Einsatz von KI werden sich für Einkaufs- oder Vertriebsorganisationen damit nicht nur indirekt in einer gesteigerten Effizienz des strategischen Einkaufs- und Vertriebspro-

zesses auszahlen, sondern auch unmittelbar in besseren Verhandlungsergebnissen äußern (Schulze-Horn et al. 2020).

Obwohl (einfachste Erscheinungsformen der) KI somit bereits für verschiedene Aktivitäten des strategischen Einkaufs- und Vertriebsprozesses vorgeschlagen werden, liegen der Verhandlungsforschung bislang nur wenige erfolgreiche Anwendungsfälle aus der Praxis vor. Mit dem vorliegenden Beitrag wird daher das Ziel verfolgt, das Potenzial des Einsatzes von KI für das Management von Einkaufs- und Vertriebsverhandlungen aufzuzeigen. Dazu werden in Abschnitt 2 zunächst Arten der KI abgegrenzt und eine Definition des Begriffs vorgestellt. In Abschnitt 3 werden Anwendungsfälle der KI für die einzelnen Phasen des Verhandlungsmanagements beschrieben und in Abschnitt 4 Handlungsempfehlungen zur Umsetzung von KI für Einkaufs- und Vertriebsverhandlungen gegeben. In Abschnitt 5 werden die gewonnenen Erkenntnisse in einem Fazit zusammengefasst. Der Fokus der Betrachtung liegt dabei vorrangig auf der Einkaufsseite von Einkaufs- und Vertriebsverhandlungen. Die Ausführungen lassen sich jedoch sehr einfach auf den Vertrieb übertragen, indem eine spiegelbildliche Sicht eingenommen wird.

2. Begriffsverständnis und Arten Künstlicher Intelligenz

KI stellt ein Teilgebiet der Informatik dar, die sich damit beschäftigt, Maschinen mit intelligenten, menschenähnlichen Fähigkeiten auszustatten (Fraunhofer 2017). Der Bereich der KI umfasst eine Vielzahl von Teilgebieten, darunter maschinelles Sehen, Sprachverarbeitung, Robotik und *maschinelles Lernen* (ML) (Russell/Norvig 2010). Dabei wird in Expertenkreisen vor allem ML als Schlüsseltechnologie für moderne KI-Ansätze gesehen, da es unter anderem den Bereichen der automatischen Sprachverarbeitung, Bildanalyse, Prozesssteuerung sowie dem Kundenmanagement völlig neue Möglichkeiten eröffnet (Fraunhofer 2018a). Beim ML wird menschliches Lernen simuliert, indem neues Wissen künstlich auf Basis von Erfahrung generiert wird. Die Lernalgorithmen können dabei von sehr einfachen bis hochkomplexen Lernvarianten reichen. Wichtig bei der Wissensrepräsentation ist, dass das Wissen entweder explizit, durch *wissensbasierte* oder implizit durch *datenbasierte KI-Ansätze* abgebildet werden kann. Häufig lassen sich die zugrunde liegenden Modelle nicht immer trennscharf einordnen, weil die älteren wissensbasierten oft mit den neuartigen datenbasierten Ansätzen kombiniert werden (Langley 2011). Wissensbasierte KI-Ansätze stellen vorprogrammierte Regeln dar und zeichnen sich dadurch aus, dass Expertenwissen explizit und in nachvollziehbarer Weise hinterlegt, erzeugt, verwendet und abgefragt werden kann (Fraunhofer 2020). Systeme dieser Art werden häufig mittels so genannter Fuzzylogiken modelliert und dienen beispielsweise der einfachen Mustererkennung. Datenbasierte KI-Ansätze sind hingegen dazu in der Lage, Muster in großen Datenbeständen zu erkennen und implizite Zusammenhänge zu bilden. Hierfür kommen komplexere Modelle (z. B. Bayessche Netze) zum Einsatz, die wirkungsmächtiger lernen als die logik- und regelbasierten Modelle wis-

sensbasierter KI-Ansätze. Der Hauptunterschied zwischen wissens- und datenbasierten KI-Ansätzen liegt damit in der Fähigkeit, selbstständig aus Daten zu lernen. So bieten Expertensysteme nur für ein spezifisches Problem Lösungsmöglichkeiten, können ihr Wissen jedoch nicht einfach auf ein verwandtes, neuartiges Problem übertragen (Luger 2009). Diese Fähigkeit wird in datenbasierten KI-Systemen beschrieben, die auf Grundlage historischer Daten und Erfahrungen selbstständig neue Regeln aufstellen und ihre Leistung mit der Zeit verbessern können (Fraunhofer 2018b). Ein noch größeres Potenzial wird in *hybriden KI-Ansätzen* gesehen (Fraunhofer 2018a), die wissens- und datenbasierte KI miteinander kombinieren. Gerade wenn die Informationslage unvollständig oder nicht eindeutig erscheint, können hybride KI-Systeme dazu genutzt werden, die Lücke zwischen statistischen Vorhersagen und der menschlichen Intuition zu schließen. Somit wird es möglich, Informationen aus dem Kontext heraus zu analysieren und Entscheidungen unter erhöhter Transparenz zu treffen (Fraunhofer 2020).

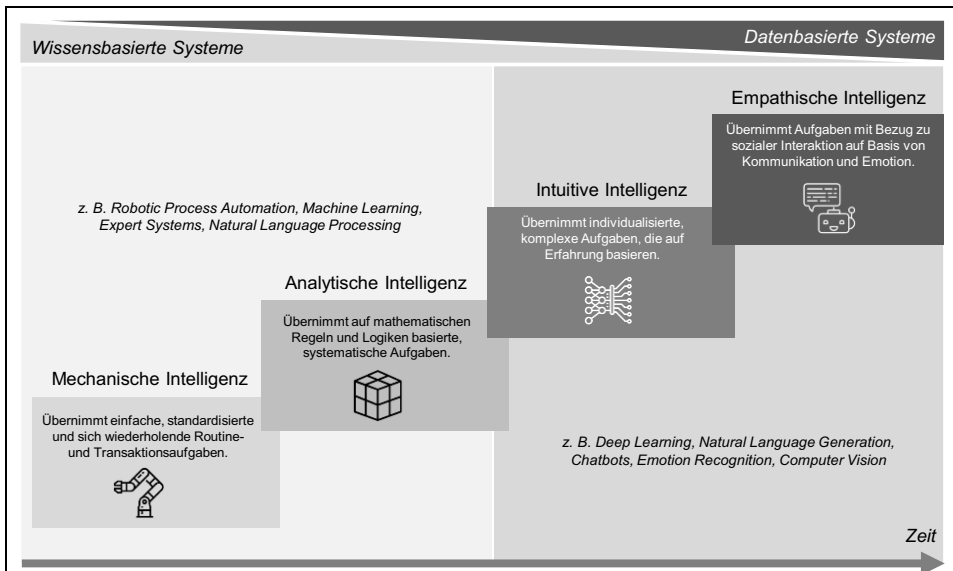


Abbildung 1: Einordnung Künstlicher Intelligenzen
(Quelle: in Anlehnung an Huang/Rust 2018, S. 158)

In der Literatur wird darüber hinaus häufig zwischen *schwacher KI* und *starker KI* unterschieden. Die „Scientific Community“ im KI-Bereich ist sich weitestgehend einig, dass alle bisherigen Erfolge im Bereich der KI der schwachen KI zugeordnet werden, da sich deren Lösungen lediglich auf konkrete Aufgabenbereiche anwenden lassen (Fraunhofer 2017). Bei der „starken“ oder „allgemeinen KI“ dagegen ist der Computer nicht nur ein Werkzeug zum Kennenlernen des Verstandes, sondern bildet vielmehr den menschlichen Verstand ab (Searle 1980) und zielt somit auf die umfassende Nachbildung menschlicher

Intelligenz ab. Da frühere Studien oft weniger anspruchsvolle Definitionen einer starken KI verwenden, sagten Forscher (bei ansonsten gleichen Voraussetzungen) ein früheres Eintreffen einer starken KI voraus. Allerdings ist dem derzeitigen wissenschaftlichen Konsens nach, die Entwicklung einer vollständigen allgemeinen KI frühestens, wenn überhaupt, in den kommenden Jahrzehnten zu erwarten (Grace et al. 2018). Huang und Rust (2018) differenzieren in diesem Zusammenhang zwischen vier Intelligenzstufen der KI, die sich, wie in Abbildung 1 dargestellt, wie folgt klassifizieren lassen: Die *mechanische Intelligenz* ist die rudimentärste der vier Intelligenzen und betrifft die Fähigkeit, routineartige, sich wiederholende Aufgaben automatisch auszuführen. Scheint die Bezeichnung der Intelligenz auf den ersten Blick falsch gewählt, ist sie gerade zur Erledigung menschlicher Aufgaben unverzichtbar geworden. Beispielsweise sind die in der Produktion eingesetzten Roboter typische, durch Computer gesteuerte mechanische Intelligenzen, die ohne menschliche Unterstützung und Instruktion physische Aufgaben erfüllen und autonom arbeiten können (Colby et al. 2016). Ansätze zur Prozessautomatisierung, lassen sich in der RPA einordnen, die allgemein die Automatisierung komplexer, aber sich wiederholender Aufgaben durch die Implementierung fortschrittlicher Software beschreibt. Bereits durch die Integration von RPA lassen sich Effizienzverbesserungen in Höhe von mindestens 40 Prozent erzielen (Anagnoste 2018).

An zweiter Stelle des Stufenmodells findet sich die *analytische Intelligenz* wieder. Hierin wird die Fähigkeit beschrieben, Informationen zu verarbeiten und daraus zu lernen sowie Probleme selbstständig zu lösen (Sternberg 1999). Neben der Informationsverarbeitung sind auf dieser Stufe vor allem logisches Denken und mathematische Fähigkeiten entscheidend. Analytische Intelligenzen eignen sich daher vor allem zur Durchführung komplexer, aber systematischer, konsistenter und vorhersehbarer Aufgaben. Folglich lassen sich die oben beschriebenen wissensbasierten und einfache datenbasierte KI-Ansätze auf dieser Stufe einordnen. Beispielsweise stellen Expertensysteme wissensintensive Computerprogramme dar, die das Verhalten menschlicher Experten nachahmen und vorab programmierte Strategien zur Lösung eines klar definierten Problems anwenden. Analytische Intelligenzen sind durch ML-Anwendungen zwar dazu in der Lage, iterativ aus Daten zu lernen, werden aber einen möglichen Fehler mehrmals begehen, solange der ihnen zugrunde liegende Algorithmus unverändert bleibt (Huang/Rust 2018). Analytische Intelligenzen können somit keine Intuition simulieren und werden nach Huang und Rust (2018) daher noch der schwachen KI zugeordnet.

Die dritte Stufe, die *intuitive Intelligenz*, beschreibt hingegen die Fähigkeit, kreativ zu denken und sich neuen Situationen effektiv anzupassen (Sternberg 1999). Der größte Unterschied zur vorgelagerten Stufe liegt darin, dass Sachverhalte verstanden werden müssen, weswegen Huang und Rust (2018) bei intuitiver KI bereits von starker KI sprechen. Ab dieser Stufe schafft es die KI, viele menschliche Automatismen und Denkmuster nachzuahmen. So kann sie flexibel auf neue Situationen mit bereits Gelerntem reagieren. Außerdem wird ein potenzieller Fehler nicht ein zweites Mal begangen, wie dies etwa bei der analytischen Intelligenz noch der Fall war, weil intuitive KI aus gemachten Erfahrungen lernt. Die Fähigkeit fortgeschrittener Lernvarianten bedarf der Programmie-

rung von Lernalgorithmen, die es Computerprogrammen ermöglichen, Muster in Daten zu identifizieren und diese zur Entscheidungsfindung oder statistischen Vorhersagen anzuwenden (Murphy 2012). Die Anwendung fortgeschrittener ML-Methoden hat in den letzten Jahren aufgrund der ansteigenden Verfügbarkeit großer Datenmengen (Big Data) stark zugenommen (Qiu et al. 2016), deren ausreichende Quantität und Qualität eine wichtige Voraussetzung für eindeutige Entscheidungen darstellt. Aufgrund der rapide wachsenden Datenmengen und der damit verbundenen Notwendigkeit für größere Rechenleistungen, werden daher vermehrt datenbasierte KI-Ansätze, wie *Deep Learning* (DL) und *Reinforcement Learning* (RL) als wirkungsmächtigere Lernvarianten verwendet. DL stellt eine fortgeschrittene Methode des maschinellen Lernens dar und basiert auf künstlichen neuronalen Netzwerken, die imstande sind, selbstständig aus Daten zu lernen und nützliche Zusammenhänge zu identifizieren. DL und RL können als Methoden klassifiziert werden, die eigenständig lernen und sich Verhaltensweisen antrainieren können, jedoch keinen Einblick in die erlernten Lösungsstrategien erlauben. Der Unterschied zwischen beiden besteht darin, dass DL von einem Trainingssatz lernt und dieses Lernen dann auf einen neuen Datensatz anwendet, während RL auf Grundlage von kontinuierlichem Feedback seine Strategien dynamisch anpasst, um eine in Aussicht gestellte Belohnung zu maximieren. Dementsprechend werden viele der datenbasierten, aber auch der hybriden KI-Ansätze auf dieser Stufe eingeordnet. Intuitive Intelligenzen stellen durch die Verarbeitung und Synthese riesiger Datenmengen sowie das Lernpotenzial von ML momentan einen vielversprechenden Ansatz zur Optimierung von Einkaufsverhandlungen dar. Durch die Kombination von Expertenwissen der Einkäufer und datenbasierten Systemen können intuitive Intelligenzen selbstständig erfolgsrelevante Muster erlernen. Auch Vertriebsmitarbeiter, Anwälte und Ärzte benötigen diese Form der kreativen Problemlösung in Kombination mit sehr tiefem Fachwissen (Huang/Rust 2018). Die fortschrittlichste intuitive KI, die bereits Sachverhalte verstehen, Schlussfolgerungen ziehen und mit ihrer Umwelt interagieren kann, ist IBMs Watson, die bereits erfolgreich im B2B-Bereich angewandt wird. Der Einsatz von selbstlernenden Systemen verspricht Effizienzverbesserungen in Höhe von nicht weniger als 80 Prozent (Anagnoste 2018).

Die letzte und fortschrittlichste Stufe stellt die *empathische Intelligenz* dar. Sie basiert auf der Fähigkeit, die Emotionen von Personen zu erkennen, zu verstehen und gegebenenfalls zu beeinflussen (Goleman 1996). Für die empathische Intelligenz sind Gefühle und Emotionen ein wichtiger Schlüsselfaktor, der bislang nur Lebewesen zugeschrieben wurde. In der KI-Literatur werden Emotionen jedoch mit Kognitionen gleichgesetzt, was bedeutet, dass Emotionen genauso programmiert werden können, wie logisches Denken und kognitive Fähigkeiten (Huang/Rust 2018). Darüber hinaus wird argumentiert, dass es wie beim Turing-Test keine Rolle spielt, wie die KI-Emotionen demonstriert, solange sie ihren Zweck erreicht. Beim Turing-Test muss eine Testperson über einen Chat erkennen, ob sich am anderen Ende des Computers eine KI oder ein Mensch befindet (Russell/Norvig 2010). So könnte eine Testperson eine empathische KI nicht mehr von einem Menschen unterscheiden. Die Fähigkeit Emotionen zu erkennen, zu verstehen und zu beeinflussen wird benötigt, um zu verhandeln, Vertrauen aufzubauen oder Gruppen-

arbeiten zu erledigen. Empathische Berufe sind daher vor allem in der Politik oder im Einkauf und Vertrieb zu finden, in welchen im beruflichen Alltag sehr viel verhandelt wird. Da es sich bei der letzten Intelligenzstufe um die technologisch anspruchsvollsten Anwendungsfälle handelt, sind Praxisbeispiele frühestens in den kommenden Jahren zu erwarten. Ein prominentes Beispiel ist die menschenähnliche KI „Sophia“ von Hanson Robotics, die im Jahre 2017 aufgrund ihres sehr überzeugenden Auftritts die saudische Staatsbürgerschaft erlangen konnte.

So stellt sich nach Abschluss dieses Abschnitts nicht mehr die Frage danach, ob KI in Einkaufsorganisationen grundsätzlich zum Einsatz kommen sollte, sondern vielmehr danach, welche KI-Stufe für welche Phase des Verhandlungsmanagements geeignet ist. Der folgende Abschnitt stellt dafür zunächst eine Übersicht aktueller und zukünftiger Anwendungsfälle von KI für das Verhandlungsmanagement vor.

3. Anwendungsfälle Künstlicher Intelligenz für das Verhandlungsmanagement im Einkauf

Nachdem in Abschnitt 2 die Arten zur Abgrenzung Künstlicher Intelligenzen vorgestellt wurden, sollen in einem nächsten Schritt die Möglichkeiten des Einsatzes von KI im Rahmen des Verhandlungsmanagements überprüft werden. Für das Management von Verhandlungen entwickelten Voeth und Herbst (2015) einen prozessorientierten Ansatz, der die Teilaufgaben des Verhandlungsmanagements in fünf Phasen unterteilt. Zur Identifikation von bestehenden und vielversprechenden Anwendungen wurde demnach eine umfassende Literaturanalyse durchgeführt, die den aktuellen Stand der Forschung aufzeigt. Die daraus entstehenden Potenziale können entlang des Verhandlungsmanagement-Ansatzes gehoben und wie in Abbildung 2 zusammengefasst werden.

Die ganzheitliche Betrachtung des Verhandlungsmanagements liefert zahlreiche Einsatzmöglichkeiten für KI zur Optimierung von Einkaufsverhandlungen. Im Folgenden sollen aktuelle sowie vielversprechende Anwendungen für die Optimierung von Einkaufsverhandlungen vorgestellt werden.

Phase	Aufgabenbereiche	Potenzial für das VHM nach Intelligenzstufe			
		Mechanische KI	Analytische KI	Intuitive KI	Empathische KI
Analyse	<ul style="list-style-type: none">■ Verhandlungsübergreifende Analyse (Notwendigkeit für VHM)■ Verhandlungsbezogene Analyse (Verhandlungspartner, -historie, -objekte und -gegenstände)■ Analyse der Integrativität■ Analyse der Machtposition				
Organisation	<ul style="list-style-type: none">■ Wahl des eigenen Verhandlungsteams■ Festlegung des Verhandlungsdesigns■ Festlegung der Abwicklungsform				
Vorbereitung	<ul style="list-style-type: none">■ Planung der Verhandlungsziele■ Planung der Verhandlungsstrategie■ Planung des Verhandlungsverhaltens (Eigene und Gegenseite)■ Planung der Angebote und Konzessionen				
Führung	<ul style="list-style-type: none">■ Austausch der Angebote■ Wahl der Verhandlungstaktiken■ Anpassung der Verhandlungsstrategie■ Auflösen eines Verhandlungsstillstands				
Controlling	<ul style="list-style-type: none">■ Analyse der Zielerreichungsgrade und Abweichungsursachen■ Festhalten von Implikationen für zukünftige Verhandlungen				
Legende:		Geringes Potenzial	Mittleres Potenzial	Hohes Potenzial	

Abbildung 2: Potenziale von KI-Anwendungen im Rahmen des Verhandlungsmanagements

Anwendungsbeispiele in der Verhandlungsanalyse

Gegenstand der ersten Phase, der *Verhandlungsanalyse*, ist die *Überprüfung der Notwendigkeit für ein umfassendes Verhandlungsmanagement*. Erfordert die Verhandlung ein systematisches Management, wird sie hinsichtlich der verhandelnden Unternehmen, Verhandlungsobjekte, Verhandlungsgegenstände, Verhandlungsführenden und der Verhandlungshistorie mit den Lieferanten untersucht (Voeth/Herbst 2015). Eine weitere Teilaufgabe innerhalb dieser Phase zielt darauf ab, die *Integrativität einer Verhandlung* zu untersuchen. Integrative Verhandlungen liegen dann vor, wenn die Verhandlungs-

masse variabel ist und eine Einigung über bestimmte Verhandlungsthemen dazu führt, dass beide Verhandlungspartner bessergestellt werden, als dies durch Weglassen dieser Verhandlungsgegenstände der Fall gewesen wäre. Im Gegensatz dazu wird von distributiven Verhandlungen gesprochen, wenn die Verhandlungsmasse fix ist und der Gewinn eines Verhandlungspartners mit dem Verlust der anderen Partei einhergeht.

Für die Verhandlungsanalyse finden sich in der *Praxis* vielversprechende mechanische KI-Anwendungen, die den Verhandlungsprozess verbessern und den Einkaufsbereich bereits heute entlasten. Durch den Einsatz von RPA könnte insbesondere die *Geschwindigkeit, Genauigkeit und Qualität* von repetitiven Beschaffungsprozessen erhöht und der Einkäufer ermöglicht werden, sich auf wertschöpfende Aufgaben zu konzentrieren. So können einfache Taskbots zur Identifikation und Auswahl von Lieferanten auf Grundlage vordefinierter Kriterien genutzt werden (Anagnoste 2018). Die Registrierung neuer Lieferanten kann ebenfalls bereits automatisch erfolgen. Automatisierung verspricht folglich sowohl Effizienz- als auch Effektivitätssteigerungen für Einkaufsorganisationen. Neben der Reduktion von Prozesskomplexität können Zeit- und Kostenersparnisse erzielt werden. Durch die geringere Fehleranfälligkeit automatisierter Systeme ist daneben eine Qualitätsverbesserung und Risikosenkung bestimmter Arbeitsprozesse möglich. Beispielsweise erhalten die Einkäufer bei Risikoereignissen Benachrichtigungen in Echtzeit (Anagnoste 2018). Möglich wird das Management des operationellen Risikos durch die automatisierte Überwachung und Analyse relevanter Märkte. Durch die Entlastung bei diesen und ähnlichen operativen Aufgaben, können die Einkäufer die freige-wordene Zeit für komplexere Teilaufgaben des Verhandlungsmanagements nutzen.

Die *Risiko- und Qualitätsprüfung* stellt also eine wichtige, aber sehr zeitaufwändige Aufgabe im Vorfeld der Verhandlungsorganisation, -vorbereitung und -führung dar. Mit analytischen Intelligenzen, die auf Basis von Fuzzylogiken explizites Wissen anwenden, lassen sich Lieferanten, die als Verhandlungspartner in Frage kommen, zuverlässiger identifizieren. Die meisten der derzeit im Einkauf eingesetzten Expertensysteme werden beispielsweise zur Formulierung einer Logistikstrategie, Bestandsplanung, Unterstützung bei der „Make-or-Buy“-Entscheidung oder zur Auswahl von Lieferanten eingesetzt (Min 2010). Diese Systeme sind dazu in der Lage, Unsicherheiten für die Verhandlungsvorbereitung zu minimieren, indem eine Bewertung relevanter Lieferantenauswahlkriterien vorgenommen wird und eine optimale Lieferantenauswahl getroffen werden kann (Carrera/Mayorga 2008). Auf diese Weise ließe sich vermeiden, dass wertvolle Zeit für die Verhandlungsorganisation und -vorbereitung mit Lieferanten verloren ginge, die im Nachhinein von anderen Abteilungen, wie etwa der Entwicklungsabteilung, als nicht vergabefähig eingestuft werden. Die Systeme helfen dem Unternehmen somit auf strategischer Ebene dabei, Ungenauigkeiten im strategischen Lieferantenauswahlprozess zu verringern und Lieferanten auf Basis historischer Daten gezielter zu analysieren.

Weitere analytische KI-Ansätze werden vom Einkauf bei Angebotseingängen im Rahmen des *Request for Quotation* (RFQ)-Prozesses angewandt. Eine RFQ stellt eine Anforderung an alle potenziellen Lieferanten dar, ein Angebot über eine mögliche Lieferung abzugeben. Auf Grundlage der Bedeutung, die die Einkäufer jedem Verhandlungsgegenstand in einer Anfrage (Preis, Qualität, Lieferzeit usw.) beimisst, bewertet ein auf Fuzzylogiken aufbauender Angebotsvergleichsalgorithmus jedes Angebot, ordnet es entsprechend ein und trifft eine Vorauswahl (Cerquides et al. 2007). So können Beschaffungskosten drastisch reduziert werden, indem nicht wettbewerbsfähige Angebote eliminiert werden (Su et al. 2001). Analog dazu können Lieferanten vom selben Algorithmus profitieren und eingehende Anfragen des Einkaufs spiegelbildlich bewerten.

Im Anschluss an eine KI-gestützte Lieferantenauswahl könnte die *intelligente Analyse von Preisgefügen für Verhandlungsobjekte und -gegenstände*, z. B. der Entwicklungskosten neuer Bremssysteme, das Aufdecken verdeckter Kostentreiber ermöglichen (Schulze-Horn et al. 2020). Auch könnten analytische KI-Systeme dafür genutzt werden, Preisentwicklungen von Materialien und Rohstoffen vorherzusagen (Schulze-Horn et al. 2020), um die Planungssicherheit für beide Verhandlungsparteien zu erhöhen und das Risiko nachträglicher Forderungen zu reduzieren. Der Einsatz von KI würde in diesem Punkt auch integratives Verhandeln ermöglichen und sicherstellen, dass mit einer Einigung mehr vom Verhandlungskuchen für beide Parteien übrigbleibt. Auch hätte die Plausibilisierung der Kosten der Lieferanten einen angenehmen Nebeneffekt für den Einkauf. Denn mit erhöhter Transparenz über die zugrunde gelegten Prämissen von Kostenpositionen der Lieferanten, stiegen auch die Chancen, die Verhandlungsmacht des Einkaufs zu erhöhen. Beispielsweise dann, wenn in den Gesprächen mit Lieferanten herauskäme, dass der Lieferant auf Fahrzeugdaten des einkaufenden OEMs zur kostenoptimalen Entwicklung eines neuen Bremssystems angewiesen ist (Kleemann/Glas 2020). Ein Bereitstellen dieser Daten, könnten sich die Einkäufer in der späteren Phase der Verhandlungsführung bei einem für ihn wichtigen Verhandlungsgegenstand teuer bezahlen lassen.

Hieraus ergeben sich vor allem auf den Stufen mechanischer sowie analytischer Intelligenzen große *Potenziale für die Optimierung von Einkaufsverhandlungen* im Rahmen der Verhandlungsanalyse.

Anwendungsbeispiele in der Verhandlungsorganisation

Wurden die Rahmenbedingungen der Verhandlung analysiert, gilt es in der zweiten Phase, der *Verhandlungsorganisation*, das Spielfeld und die Spielregeln der Verhandlung festzulegen. Diese Phase beschränkt sich somit nicht nur auf die Frage danach, welche *Akteure* verhandeln, sondern auch darauf, *unter welchen Prämissen die Verhandlung geführt werden soll* und welche *Strategien* dafür geeignet sind. Dabei unterscheidet die Verhandlungsforschung grundsätzlich zwischen interaktionsbasierten (persönlichen) Verhandlungen auf der einen und auktionsbasierten Verhandlungen auf der anderen Seite. So bieten sich beispielsweise bei einer Vielzahl vergabefähiger Lieferanten spieltheo-

retische Ansätze (z. B. Englische Auktionen) zur Durchführung einer Verhandlung an. Welche dieser beiden Abwicklungsformen für eine spezifische Verhandlung angewandt werden soll, ist von einer Vielzahl an Parametern abhängig und muss im Einzelfall entschieden werden (Hefner/Voeth 2020). Kommt es beispielsweise für die Wahl einer Auktion darauf an, dass ausreichender Wettbewerb vorliegt, kann mittels der Informationen analytischer sowie intuitiver Intelligenzen die Entscheidungsgrundlage für die Wahl eines Verhandlungsdesigns verbessert werden.

Das „Auktionsrahmenwerk“ automatisierter Verhandlungsagenten bilden so genannte *Verhandlungsprotokolle*, die mittels analytischer KI-Ansätze für Einigungslösungen sorgen sollen und den gefundenen Lösungen rein spieltheoretischer Modelle überlegen sind (Wanyama/Far 2007; Lang/Fink 2011; Fujita et al. 2014). Dabei stellen Verhandlungsprotokolle im Kern nichts Anderes als Verhaltensregeln dar, die beispielsweise von Auktionsagenten zur Identifikation und Bewertung von Verhandlungslösungen genutzt werden. Je besser die Verhaltenslogik der Agenten auf das vorliegende Verhandlungsproblem abgestimmt ist, desto besser können überflüssige Verhandlungsrunden vermieden und das Risiko von Verhandlungsstillständen, so genannter „Deadlocks“, eliminiert werden (Wanyama/Far 2007).

Ebenfalls zu den analytischen Intelligenzen können verschiedene *Systeme zur Festlegung und Vorhersage optimaler Verhandlungsstrategien* eingeordnet werden. Indem mehrere Faktoren und deren Wechselbeziehungen berücksichtigt werden, können effektive Verhandlungsstrategien festgelegt sowie verschiedene Szenarien geplant werden (Talluri et al. 2008). Darüber hinaus können auf Fuzzylogiken basierte Systeme sogar Verhandlungsstrategien und -taktiken der Gegenseite vorhersagen (Lee/Hsu 2010). Im Rahmen der intuitiven Intelligenzen werden dazu bereits Modelle angewandt, die auf fortschrittlichen Lernvarianten basieren. So ermöglicht der Einsatz neuronaler Netzwerke und bayesscher Netze eine optimierte Vorhersage von Angebotsstrategien und Gegenangeboten des Lieferanten (Carbonneau et al. 2011; Leu et al. 2015; Jonker et al. 2017).

Die *Entwicklung optimaler Verhandlungsdesigns* mit Hilfe intuitiver Intelligenz stellt einen weiteren vielversprechenden Ansatz im Rahmen der Verhandlungsorganisation dar. Beispielsweise werden Auktionen in Datensätze zum Lernen von Regressionsbäumen und linearen Regressionsmodellen umgewandelt, die anschließend zur Vorhersage des Erwartungswertes von Bestellungen für neue Auktionen verwendet werden (Verwer et al. 2017). Im Rahmen von Test-Simulationen kann somit geprüft werden, ob das vorhergesagte Ergebnis dem tatsächlichen Ergebnis entspricht. Verschiedene DL-Ansätze werden ebenfalls zur Optimierung von Auktionen eingesetzt. So existieren bereits auf neuronalen Netzwerken basierte DL-Anwendungen zur Optimierung von Auktionsdesigns, die den rechnerischen Fortschritt der vergangenen 30 bis 40 Jahre bei weitem übertreffen (Dütting et al. 2019).

Weiter können DL-Ansätze bei der *Teambildung von Multiagentensystemen* helfen, was ebenfalls Gegenstand der Verhandlungsorganisation ist. Die Teambildung bei Multi-

agentsystemen stellt ein großes Problem dar, da viele Aufgaben in der realen Welt ohne die Zusammenarbeit und Koordination mehrerer Agenten unmöglich sind (Bachrach et al. 2020). Bei Multiagenten-Problemen basieren die Agenten jeweils auf individuellen Verhandlungsprotokollen, agieren autonom und sind daher oft nicht bereit, ihre lokalen Informationen an andere Agenten weiterzugeben (Verwer et al. 2017). Häufig machen diese Autonomie und lokal liegende Informationen es sehr schwierig, eine optimale Lösung zu finden. Durch verstärkendes Lernen können die einzelnen Verhandlungsprotokolle verallgemeinert und so die Abstimmung und Zusammenarbeit mehrerer Agenten optimiert werden, was eine Dateneingabe von Menschenhand schließlich überflüssig macht. Es konnte unter anderem gezeigt werden, dass DL-basierte Multiagentensysteme herkömmliche Bots übertreffen und Agentenverhalten sowie Verhandlungsergebnisse vorhersagen können (Bachrach et al. 2020).

Diese Anwendungsbeispiele zeigen, dass insbesondere auf den Stufen der analytischen und intuitiven Intelligenzen große Chancen zur Optimierung der Verhandlungsorganisation bestehen.

Anwendungsbeispiele in der Verhandlungsvorbereitung

Im Rahmen der *Verhandlungsvorbereitung*, stehen für Einkäufer vor allem die Planung und das anschließende Einüben des eigenen Verhandlungsverhaltens im Vordergrund. Wichtig dabei ist, dass neben der *Planung des eigenen Verhaltens* auch das *Verhalten der Lieferanten* berücksichtigt wird. Daneben stellen die Planung und Festlegung der Verhandlungsziele sowie die Planung von Angeboten und Konzessionen zentrale Teilaufgaben dieser Phase dar (Peterson/Lucas 2001). Sind die wichtigsten Entscheidungen über die anstehende Verhandlung getroffen, werden diese in einem Verhandlungsreport festgehalten.

In dieser Phase eignen sich analytische KI-Anwendungen besonders für die *Durchführung von Verhandlungstrainings oder -simulationen* zur Vorbereitung auf eine anstehende Verhandlung oder Auktion (Schulze-Horn et al. 2020). Intelligente Systeme und Agenten werden erfolgreich zum Training unerfahrener Verhandlender eingesetzt (Kim et al. 2009), was den späteren Interaktionsprozess während der tatsächlichen Verhandlung erleichtern soll. Der Einsatz *virtueller Realität* (VR) ermöglicht die Vorbereitung auf Verhandlungen in einer computergenerierten, interaktiven und virtuellen Umgebung. VR-Brillen zeigen dem Verhandlenden simulierte Modelle, die auf Basis von KI das Verhalten der Gegenseite nachahmen. So konnte gezeigt werden, dass VR-Training sich im Vergleich zu herkömmlichen Trainingsmethoden, wie papierbasierten Materialien und Rollenspielen, positiv auf Verhandlungsgesprächsfähigkeit und Verhandlungswissen auswirkt (Broekens et al. 2012). Die Simulation einer realen Verhandlungssituation mittels VR eignet sich besonders für Einkäufer ohne Verhandlungserfahrung und neue Mitarbeitende. So können Verhandlungssimulationen künftig unter noch realeren Bedingungen die Planung eigener Gegenreaktionen auf Basis simulierter Reaktionen der Gegenseite (Voeth/Herbst 2015) ermöglichen.

Daneben eignet sich der Einsatz von *KI-gestützten Verhandlungsunterstützungssystemen*, so genannten *Negotiation Support Systems (NSS)*, zur Überwindung menschlicher Fehleranfälligkeit (Stoshikj/Gregu 2014). Einige der bestehenden NSS werden bereits zu Trainingszwecken eingesetzt (z. B. Virtual Reality Negotiation Training (Broekens et al. 2012); Pocket Negotiator (Jonker et al. 2017); IAGO (Mell/Gratch 2016)). Im Forschungsbereich zu NSS konnten bereits positive Effekte unter anderem auf das Individual sowie Joint Outcome (z. B. Foroughi et al. 1995; Rangaswamy/Shell 1997; Lim 2000) und die Zufriedenheit (z. B. Delaney et al. 1997; Wang et al. 2010) der Verhandelnden nachgewiesen werden. NSS unterstützen die Einkäufer und ermöglichen ihm eine effektivere und effizientere Aufgabenbearbeitung. Eine solche Aufgabenbearbeitung wird beispielsweise ermöglicht durch die Suche und Formulierung pareto-optimaler Angebote in Verhandlungen mit mehreren Verhandlungsgegenständen (Lau 2007; Jazayeriy et al. 2012; Jonker et al. 2017). Weiter unterstützen intelligente Systeme die Einkäufer bei der optimierten Zielformulierung und -auswahl mit Hilfe festgelegter Verhandlungsregeln (Schulze-Horn et al. 2020) und analysieren das antizipierte Verhandlungsverhalten der Gegenseite (Jonker et al. 2017). Durch den Einsatz von NSS erhalten Verhandelnde somit vorab Implikationen zu überlegenen Strategien und Taktiken, um in der tatsächlichen Verhandlung optimale Verhandlungsergebnisse zu erzielen. So lässt sich auf Basis der in der Verhandlungsorganisation durchgeführten „Wenn-Dann-Analysen“ für Lieferantenreaktionen auf eigene Angebote (Carbonneau et al. 2011; Leu et al. 2015; Jonker et al. 2017) das wichtige erste Angebot planen und auch die Effizienz einer Verhandlung durch das Weglassen überflüssiger Verhandlungsrunden steigern (Lau 2007; Leu et al. 2015).

In naher Zukunft könnten aber auch *intuitive Intelligenzen zur Verhandlungsvorbereitung entwickelt werden*, die darauf abzielen, menschliches Wissen und Verhalten zu imitieren. Wissensbasierte Systeme erfordern noch menschlichen Input und Interaktion. Mit einer zunehmenden Menge an verfügbaren Daten könnten die Systeme durch Ansätze des ML intelligenter werden und letztlich den menschlichen Input überflüssig machen (Schulze-Horn et al. 2020). Des Weiteren könnten *fortschrittliche KI-Systeme zur Verbesserung von Zielformulierungen* beitragen, indem aus mehreren Zielen und möglichen Zielkonflikten optimierte Ziele identifiziert werden. Eine Voraussetzung für die Gestaltung von Verhandlungsregeln ist es, Ziele und Prämissen a priori zu definieren. Der Einsatz solcher KI könnte es den Einkäufern ermöglichen, eine größere Anzahl an Zielen in den Prozess der Gestaltung von Verhandlungsregeln einzubeziehen.

Ebenfalls eignen sich erweiterte ML-Ansätze zur *Analyse und Vorhersage von Lieferantenverhalten in Auktionen* (Schulze-Horn et al. 2020). Wurden im Rahmen der Verhandlungsorganisation gewisse Spielregeln festgelegt, müssen diese im nächsten Schritt getestet werden. Im Rahmen der Modellierung von Lieferantenverhalten hilft die Anwendung eines Markov-Entscheidungsprozesses den Einkäufern bei der optimalen Produkt- und Lieferantenauswahl (Ray et al. 2011). Bei diesem Modell handelt es sich um einen auf verstärkendem Lernen basierten Ansatz, bei dem das System selbstständig Strategien erlernt, um erhaltene Belohnungen zu maximieren. Da eine solche KI die Ein-

käufer bereits dabei unterstützt, die besten Lieferanten auszuwählen, kann sie auch in der Verhandlungsanalyse eingesetzt werden. Ebenso in Verhandlungssituationen mit weniger Informationen über die Gegenseite können intelligente Systeme bereits eingesetzt werden, um die Präferenzen der Gegenseite zu analysieren (Baarslag/Kaisers 2017). So wird es mit Hilfe intuitiver KI-Systeme zukünftig möglich sein, Verhandlungsführende der Gegenseite auf Basis historischer Gesprächsprotokolle mit einer Genauigkeit von bis zu 81 Prozent einem Persönlichkeitstyp zuzuordnen (Pucha/Paruchuri 2020). Die aus einem intelligenten Profiling gewonnenen Informationen über die Gegenseite können zur besseren Vorbereitung auf die Verhandlung beitragen.

Da emotionale Intelligenz in Verhandlungen eine wesentliche Rolle spielt, könnten moderne Ansätze zur Emotionserkennung, auch *Sentiment Detection* genannt, Verhandlungsführende dabei unterstützen, ihre emotionale Intelligenz in der Vorbereitung auf eine Verhandlung zu trainieren (Maier et al. 2020). Möglich wird die Erkennung von Emotionen durch DL-basierte Sprachanalyse unter Verwendung von spezifischen neuronalen Netzen. Ziel sollte es sein, insbesondere unerfahrene Verhandlungsführende zu schulen, damit sie tiefere Einblicke in ihre eigenen Emotionen erhalten und diese besser zu kontrollieren lernen, um sich besser auf Verhandlungen vorbereiten zu können.

Die fortschreitende Entwicklung von wissens- und datenbasierten Systemen könnte vor allem zur Verbesserung von Verhandlungstrainings und -simulationen beitragen, aber auch bei der Vorhersage von Lieferantenverhalten unterstützen. Die größten *Chancen* für die Phase der Verhandlungsvorbereitung liegen somit *in den Bereichen der analytischen sowie intuitiven Intelligenz*.

Anwendungsbeispiele in der Verhandlungsführung

Die eigentliche Verhandlung findet innerhalb der vierten Phase statt. Die *Verhandlungsführung*, die innerhalb der Literatur zuweilen auch als „Tanz“ bezeichnet wird (Young/Schlie 2011), steht im Zeichen des wechselseitigen Austauschs von Angeboten. In dieser Phase versuchen die Verhandelnden, ihr Gegenüber mit den richtigen Argumenten von der Legitimität ihrer Angebote zu überzeugen. Dabei dient die im Rahmen der Vorbereitungsphase geplante Verhandlungsstrategie als Leitplanke bis zum Erreichen einer Einigung. Sollte die Verhandlung auf einen Verhandlungsstillstand hinauslaufen, ist es Aufgabe der Verhandelnden, neue Lösungen zu identifizieren, um einen Abschluss der Verhandlung doch noch zu erreichen.

Der Einsatz von KI für die Verhandlungsführung muss für den Einkauf nicht zwingend mit großen Anstrengungen verbunden sein. So gestaltet sich der Einsatz mechanischer KI in weniger komplexen Verhandlungssituationen des operativen Einkaufs (z. B. Beschaffung von Büromaterial) noch als vergleichsweise einfach, wie bereits Karl (2019) innerhalb einer umfassenden Literaturanalyse zur Digitalisierung von Beschaffungsvorgängen zusammenfasste. So stellen insbesondere kleinvolumige Verhandlungen des so genannten *Long-Tails*, die sich im Gegensatz zu strategischen Verhandlungen durch eine

geringe Verhandlungskomplexität auszeichnen, jedoch aufgrund ihrer Häufigkeit ein beträchtliches Verhandlungsvolumen ansammeln, ein vielversprechendes Anwendungsgebiet mechanischer KI dar. Wenn nur eine geringe Anzahl von Verhandlungsgegenständen (z. B. Preis, Liefertermin und Zahlungsbedingungen) verhandelt werden müssen, stehen insbesondere *Agenten zur automatischen Auktionsdurchführung* im Fokus (Lopes et al. 2008; Lin et al. 2011; Verwer et al. 2017). Nach dem Vorbild des *High Frequency Tradings* (Baarslag/Kaisers 2017), kann die vollautomatische Abwicklung operativer Beschaffungsvorgänge mittels mechanischer KI insbesondere Effizienzgewinne für den Einkauf nach sich ziehen (Anagnoste 2018).

Der Vergleich der Verhandlungsführung mit einem Marathonlauf scheint auf den ersten Blick hochtrabend, dennoch stellen Verhandlungen für alle Beteiligten Ausnahmesituationen dar, die mit enormen geistigen und z. T. körperlichen Anstrengungen verbunden sind. Dabei sind die Anwendungsmöglichkeiten von KI auch im Rahmen der Verhandlungsführung sehr vielseitig (Lopes et al. 2008) und können insbesondere in hochkomplexen Verhandlungssituationen mit einer großen Anzahl von Verhandlungsgegenständen dazu beitragen, die geistige Anstrengung für Einkäufer reduzieren (Schulze-Horn et al. 2020). Systeme der *analytischen KI* übernehmen dazu während einer Verhandlung die *Rolle eines Coaches*, der den Einkäufern in Abhängigkeit der jeweiligen Situation Informationen liefert und Entscheidungsunterstützung anbietet. So können den Einkäufern mittels KI-Coaches Angebote vorgeschlagen werden, die den Einigungsraum für beide Seiten maximieren (Jazayeriy et al. 2012). Da Einkäufer zumeist unter Unsicherheit über die Präferenzen der Gegenseite verhandeln und auf Basis begrenzter Informationen agieren, eignen sich *Methoden der wissensbasierten KI insbesondere für langfristige Geschäftsbeziehungen mit strategischen Lieferanten*, wenn die Verhandlungshistorie verlässliche Rückschlüsse auf die Präferenzen der Gegenseite zulässt. Da es gerade in Verhandlungen mit strategischen Lieferanten darauf ankommt, Einigungen im Sinne einer partnerschaftlichen Zusammenarbeit zu erzielen (Lau 2007), bieten sich wissensbasierte Systeme auch im Falle festgefahrener Verhandlungen zur Berechnung neuer eigener Angebote und Bewertung von Gegenangeboten an (Cerquides et al. 2007). Dabei lassen sich Angebote unter Einbringung des Wissens der Einkäufer auch unter Unsicherheit über die Präferenzen der Gegenseite so formulieren, dass das integrative Potenzial der Verhandlung maximiert wird (Jazayeriy et al. 2012).

Jedoch verfügen wissensbasierte KI-Systeme über den Nachteil, ausschließlich auf Basis historischer Erfahrungswerte der Einkäufer zu agieren. In der von höchster Dynamik geprägten Phase der Verhandlungsführung (Hindriks/Tykhonov 2008) ließe sich eine von Runde zu Runde veränderte Informationslage nur schlecht abbilden. Um sicherzustellen, dass Konzessionsschritte optimal vorhergesagt werden, müssen *wechselnde Prämissen zukünftig von intuitiven KI-Systemen mitherücksichtigt werden* (Gear et al. 2020). Dies gilt ebenso in Verhandlungssituation, in denen der Erfolg einer Strategie von der Umsetzung der Einkäufer abhängt. Welchen Weg die Einkäufer am besten zur Erreichung seiner Verhandlungsziele nimmt, kommt neben einer Reihe *situativer* (z. B. Nervosität der Gegenseite) auch auf *individuelle Parameter* (z. B. präferierter Verhandlungsstil) an. Ein

intuitives KI-System muss diese Parameter bei der Empfehlung von Verhandlungsstrategien berücksichtigen und in der Lage sein, den Einkäufern in Abhängigkeit der jeweiligen Situation, optimale Hilfestellungen an die Hand zu geben (Fabregues/Sierra 2014). Auch könnten mit Emotionserkennung ausgestattete KI-Systeme *Verunsicherungen oder Unkonzentriertheit der Gegenseite* aufspüren, wie es bislang noch dem Bauchgefühl der Einkäufer überlassen war (Kleemann/Glas 2020). Mit der Unterstützung intuitiver KI-Systeme ließen sich Verhandlungen somit nicht mehr nur effizienter, sondern vor allem auch effektiver von Einkäufern führen. Zukünftig wird es mittels Chatbots, die Verhandlungen über eigens entwickelte Dialogsysteme führen, zur vollkommenen Automatisierung der Verhandlungsführung kommen (Bench-Capon/Dunne 2007; Chang/Hwang 2019). So müssen sich auch Einkäufer des strategischen Einkaufs darauf einstellen, in fünf bis zehn Jahren erste Verhandlungen gegen Softwareprogramme anstelle menschlicher Verhandlungsführender zu bestreiten (Scheible 2019). Inwieweit physische Verhandlungsroboter, deren Einsatz zur Schlichtung von Konflikten bereits erprobt wird und die auch in der Lage dazu sind, Emotionen zu simulieren (Adrian et al. 2020), in Einkaufs- und Vertriebsverhandlungen Einzug erhalten, bleibt hingegen abzuwarten.

Diese Anwendungsfälle zeigen das große Potenzial Künstlicher Intelligenz, die nach heutigem Stand jedoch noch nicht dazu in der Lage ist, die für die Verhandlungsführung so wichtige *Intuition und Emotion verhandlungserfahrener Einkäufer* zu ersetzen (Huang/Rust 2018). Jedoch könnten künftig vor allem intuitive sowie empathische Intelligenzen in der Lage sein, die Intuition und das Bauchgefühl von Einkäufern zu ersetzen (Kleemann/Glas 2020) und dazu eingesetzt werden, Verhandlungen vollkommen eigenständig zu führen. Somit befindet sich auf den beiden Stufen der *intuitiven und empathischen Intelligenz* das *größte Potenzial* für den Einsatz von KI innerhalb der Phase der Verhandlungsführung.

Anwendungsbeispiele im Verhandlungscontrolling

Die letzte Phase bildet das *Verhandlungscontrolling*, in dem die geplanten Verhandlungsziele mit den tatsächlich erreichten Zielen verglichen sowie deren Abweichungsur-sachen analysiert werden. Die gewonnenen Verhandlungsdaten dienen der Ableitung von Handlungsimplikationen und „Lessons Learned“ für zukünftige Verhandlungen, in denen wieder mit der Phase der Verhandlungsanalyse begonnen wird.

Im Rahmen des Verhandlungscontrollings können verschiedenste *mechanische Intelligenzen* wiederkehrende und routineartige Aufgaben erledigen und den Einkauf dadurch entlasten. So werden *Effizienzverbesserungen* erzielt, indem beispielsweise Lieferantenportale automatisch gepflegt, ein ganzheitliches Vertragsmanagement betrieben oder Lieferanten- und Materialstammdaten automatisch verwaltet werden (Anagnoste 2018).

Analytische Intelligenzen, wie wissensbasierte Expertensysteme zur Nachbereitung von Verhandlungen, eröffnen dem Verhandlungscontrolling durch die Aufbereitung großer Datenmengen Möglichkeiten zur *Optimierung des Verhandlungsmanagements*. So ist es

bereits weitverbreitete Praxis im Umgang mit Bestandslieferanten, so genannte *Bonus-Malus-Listen* zu führen, die den Lieferanten für gute Leistungen, beispielsweise im Falle einer hohen Liefertreue oder Weitergabe von Synergieeffekten, belohnen. Machte ein Lieferant hingegen in der Vergangenheit mehrfach mit mangelnder Teilequalität auf sich aufmerksam, wird den Lieferanten ein Malus für zukünftige Projekte eingetragen. Sollten bekannte Lieferanten ein Zusatzgeschäft beantragen, wird dies vom KI-System registriert und dem Einkauf gemeldet (Hofmann et al. 2017). Die Daten können Einkäufern zur Verfügung gestellt und als argumentatives Futter in den Gesprächen mit Lieferanten dienen. So bietet es sich im Falle von Abweichungen zum verhandelten Endergebnis an, eigene KI-Tools bereitzustellen, die es den Lieferanten ermöglichen, die verhandelten Konditionen zu halten (Nicoletti 2020).

Großes Optimierungspotenzial für das Verhandlungscontrolling versprechen außerdem *intuitive ML-Anwendungen*. ML kann künftig dazu eingesetzt werden, *system- und bereichsübergreifend nach Informationen zu suchen*. Obwohl Unternehmen häufig nicht über ein eigenes Verhandlungscontrolling verfügen, liegen ihnen doch eine Vielzahl verhandlungsrelevanter Informationen vor. Die über unterschiedlichste Systeme verteilten „Big Data“ (Kleemann/Glas 2020) aus Finanz-, Buchungs- und Lieferantensystemen, können Einkaufsabteilungen dabei helfen, neue Kennzahlen zu entwickeln und diese im Rahmen der übrigen Phasen des Verhandlungsmanagements gewinnbringend einzusetzen (Schulze-Horn et al. 2020). Anwendungen des ML eignen sich hier besonders gut, da sie Zusammenhänge aus verschiedenen Datengrundlagen knüpfen und eigenständig auf die Suche nach Erkenntnissen und Implikationen für zukünftige Verhandlungen gehen können. So gibt es in Einkaufsabteilungen großer OEMs bereits erste Bestrebungen, historische Verhandlungsdaten in Datenbanken zu konsolidieren und Einkäufern verfügbar zu machen. So könnten die Einkäufer auf Basis historischer Verhandlungsdaten beispielsweise eine Bündelung von Fahrzeugderivaten in Erwägung ziehen, um das Risiko einer Monopolverhandlung zu vermeiden.

Dies gilt ebenso für das Risiko von Lieferantenforderungen, die weit nach Verhandlungs- und Vertragsabschluss gestellt werden. So verfolgen Lieferanten im Rahmen des *Nachforderungsmanagements* zuweilen häufig das Ziel, erst mit Produktionsstart bekannte Kosten, die beispielsweise in der Automobilbranche häufig in Form von Bauteiländerungen auftreten, als Anlass für erneute Verhandlungen zu nutzen. Durch präventive Analysen und den Einsatz von wissens- sowie datenbasierten KIs können die *Anzahl und Schwere von Klagen und Streitigkeiten* erheblich verringert werden (Iyer et al. 2012; Nasirzadeh et al. 2017). Für Einkäufer bedeutet der Einsatz von KI ein verringertes Kopfschmerzpotenzial, verbunden mit großen Effizienzgewinnen durch Kosten- und Zeiteinsparungen in der Nachbetreuung der Lieferanten.

Hieraus wird ersichtlich, dass von den Stufen der analytischen und intuitiven Intelligenz das größte Potenzial für das Verhandlungsmanagement im Rahmen des Controllings ausgeht. Dabei stellt die *Verfügbarkeit von qualitativ hochwertigen und quantitativ aus-*

reichenden Verhandlungsdaten die entscheidende Voraussetzung für den erfolgreichen Einsatz von KI innerhalb des Verhandlungsmanagements dar.

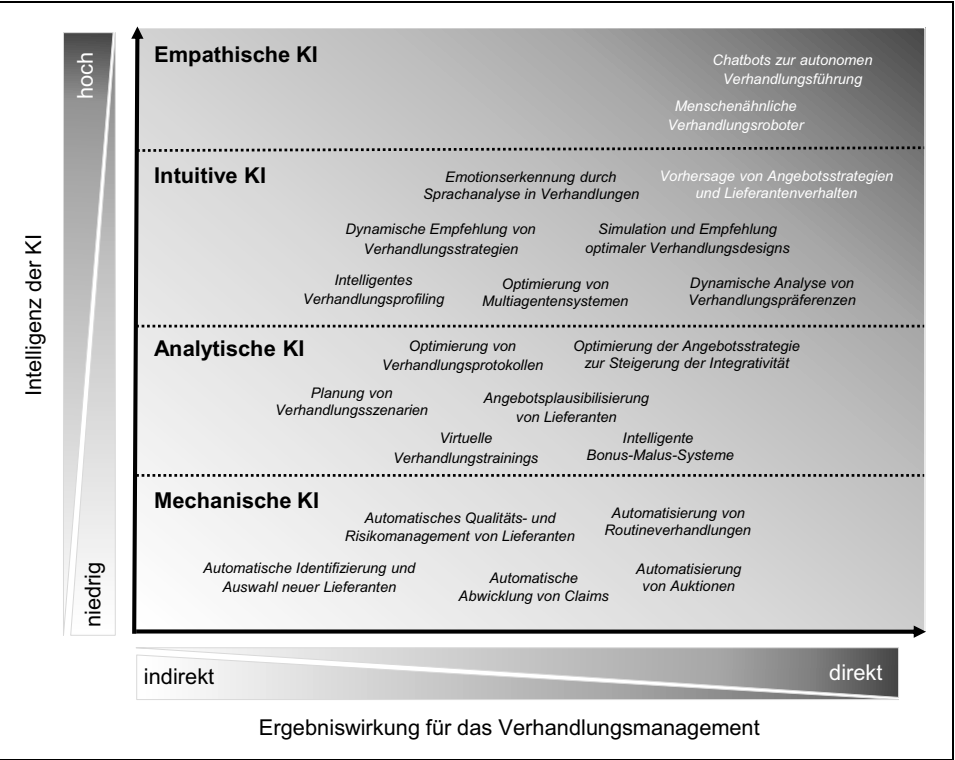


Abbildung 3: Ergebniswirkung ausgewählter Fallbeispiele im Verhandlungsmanagement des Einkaufs nach Intelligenzstufe

Die in diesem Abschnitt beschriebenen und in Abbildung 3 zusammengefassten Anwendungsfälle auf vier Intelligenzstufen der KI werden das Verhandlungsmanagement des Einkaufs indirekt und direkt verbessern. Für Entscheidungsträger des Einkaufs kommt es nun jedoch darauf an, sich den Herausforderungen für den Einsatz von KI anzunehmen und den *Prozess der Implementierung KI-gestützter Systeme entlang der Phasen des Verhandlungsmanagements vom Ende her zu denken*. Welche wichtigen Voraussetzungen zur Hebung des KI-Potenzials erfüllt sein müssen, wird nun in Abschnitt 4 beschrieben.

4. Herausforderungen und Voraussetzungen des Einsatzes Künstlicher Intelligenz in Einkaufsverhandlungen

Die Herausforderungen für den Einsatz von KI im Einkauf müssen von Entscheidungsträgern des Einkaufs unter rechtlichen, ökonomischen und Akzeptanzgesichtspunkten untersucht werden. So steht als Voraussetzung für den Einsatz von KI-Anwendungen zunächst die grundsätzliche Frage nach den *legalen Anforderungen* im Raum. Das Potenzial von KI zu nutzen, erfordert für den Einkauf neben der Einhaltung rechtlicher Regelungen auch eine *Übereinstimmung mit eigenen Compliance-Grundsätzen*. So gilt es zunächst die Frage nach der Zurechenbarkeit und Haftung von Entscheidungen zu beantworten. Insbesondere in Verhandlungen des strategischen Einkaufs können fehlerhafte Entscheidungen zu hohen Verlusten für das gesamte Unternehmen führen. Jedoch tragen derzeit stets Menschen die Verantwortung für Fehlentwicklungen im Unternehmen – und keine Maschinen. Bei möglichen Fehlentscheidungen stellt sich somit die Frage, *inwieweit die KI selbst zur Rechenschaft gezogen werden kann*. Für solche und ähnliche Fragestellungen muss das geltende Haftungsrecht nicht nur extern, sondern auch intern geprüft und weiterentwickelt werden. Da KI-Anwendungen aus historischen Daten lernen, sind diese nicht immer frei von Vorurteilen (Fraunhofer 2017). Beinhalten die zugrunde liegenden Daten etwa Präferenzen für Bestandslieferanten, so wird die KI diese Vorurteile für künftige Entscheidungen übernehmen. Um derartige *Benachteiligungen zu verhindern*, greift der Einkauf bereits heute auf eigene Regelungen zur Steuerung zurück. So wird über festgelegte Strukturen (z. B. Einkaufsgremien) und Prozesse (z. B. Auktionsrichtlinien) eine faire Chance für alle interessierten Lieferanten garantiert, um sich für eine Nominierung durch den Einkauf zu qualifizieren. Dabei sollten die Lieferanten nicht nur aus verhandlungsethischen Gründen *über den Einsatz künstlicher Verhandlungssysteme informiert werden* (Kleemann/Glas 2020). Dass es sich beim Verhandlungspartner beispielsweise um einen Roboter und keinen Menschen handelt, ist den Lieferanten im Sinne einer transparenten Geschäftsbeziehung dringend mitzuteilen und als Grundsatz in den eigenen Compliance-Leitlinien zu verankern. Sollten die Lieferanten überdies kein Einverständnis zu Verhandlungen mit KI-Robotern erteilen, muss die Anwendung des Systems unterbunden und ein entsprechender Sperrvermerk für zukünftige Verhandlungen hinterlegt werden. So sollte vor kostspieligen Investitionen in KI-gestützte Verhandlungssysteme unbedingt ein Auge auf die Bereitschaft, die neuen Spielregeln zu akzeptieren, auf Lieferantenseite gelegt werden.

Die *Schaffung ausreichender Akzeptanz* ist dabei auch eine notwendige Voraussetzung für den erfolgreichen Umgang mit KI auf Einkaufsseite. Umfassende Informations- und Rechenschaftspflichten können zur Sicherstellung von *Transparenz und Erklärbarkeit* von KI-Anwendungen beitragen (Bundesministerium für Wirtschaft und Energie 2019). Eine Überprüfung KI-basierter Entscheidungen sollte an jeder Stelle und zu jeder Zeit durch den Einkäufer möglich sein. Dies setzt hohe Anforderungen an die Interpretierbar-

keit, Nachverfolgbarkeit und Reproduzierbarkeit von Daten und Ergebnissen voraus. Insbesondere selbstlernende KI-Algorithmen sind oft undurchsichtig und können zu unerwarteten Fehlern führen. Die effektivste Methode, um das Risiko unerwünschter Ergebnisse zu minimieren, ist das umfassende Testen von KI-Algorithmen. Darüber hinaus kann die Einführung neuer KI-Systeme zu Unsicherheit und Unzufriedenheit bei den Einkaufsmitarbeitern führen (Schulze-Horn et al. 2020). Die *Auswirkungen von KI auf die Tätigkeitsprofile von Einkäufern* sowie die Zuverlässigkeit der Systeme müssen daher offen kommuniziert werden, um Vertrauen gegenüber KI zu schaffen und sie als einen gewinnbringenden Partner zu betrachten. Zugleich birgt der Einsatz von KI das Risiko, die bereits angesprochene Komplexität einer Verhandlung zu erhöhen, beispielsweise dann, wenn der Verhandelnnde nicht im Umgang mit KI-gestützten Systemen geschult ist oder Einkaufsorganisationen kein ausreichendes Verhandlungsknowhow zur Programmierung von wissensbasierten Systemen vorliegt (Schulze-Horn et al. 2020). Da Einkäufer und KIs in Zukunft häufiger miteinander interagieren und zusammenarbeiten werden, müssen Organisationen *zur richtigen Anwendung neuer Systeme Schulungen und Trainings für das Einkaufspersonal anbieten*. Den Einkäufern muss ihr Verantwortungs- sowie Aufgabenbereich in Abgrenzung zur KI transparent aufgezeigt werden.

Schließlich veranschaulichen die genannten Beispiele die *elementare Bedeutung des Verhandlungscontrollings*, das bisweilen geradezu stiefmütterlich von Einkaufsorganisationen behandelt wurde, jedoch die Grundlage für alle Anwendungen der KI darstellt. Aufgabe der letzten Phase des Verhandlungsmanagements ist somit nicht mehr ausschließlich die Analyse von Abweichungsursachen für historische Verhandlungen. In einer vorwärts gerichteten Funktion dient das Verhandlungscontrolling als Grundlage aller Phasen des Verhandlungsmanagements. So ist es Aufgabe des Verhandlungscontrollings, *quantitativ ausreichende sowie qualitativ hochwertige Verhandlungsdatensätze* bereitzustellen, um die Effektivität und Effizienz aller zum Einsatz gebrachten KI-Anwendungen zu verbessern. Dabei ist von Einkaufsorganisationen auch sicherzustellen, dass beim Sammeln großer Datenmengen innerhalb der KI-Anwendungen, insbesondere im Hinblick auf hochsensible Verhandlungsdaten, auf den *Datenschutz* Wert gelegt wird. So ist die Pseudonymisierung von sensiblen Lieferantendaten, die die unerwünschte Rückverfolgung zu bestimmten Verhandlungsführenden garantiert auch an Investitionen geknüpft und muss beim Einsatz von KI-Anwendungen mitberücksichtigt werden (Bundesministerium für Wirtschaft und Energie 2019). Investitionen in bestehende IT-Strukturen sollen wiederum dazu beitragen, die Datenintegrität und -funktionalität sowie den Schutz von Privatsphäre und Geheimhaltung der KI-Anwendungen sicherzustellen. Der Phase des Verhandlungscontrollings kommt dadurch eine zukünftig entscheidende Bedeutung für Einkaufsorganisationen zu.

5. Fazit

Im Rahmen der durchgeführten Literaturanalyse konnten eine Reihe vielversprechender Anwendungsfälle auf vier Intelligenzstufen der KI für Einkaufsverhandlungen identifiziert werden. Die vorgestellten Anwendungsfälle zeigen das große Potenzial schwacher Formen der KI, die als mechanische und analytische Intelligenz zusammengefasst wurden, für alle Phasen des Verhandlungsmanagements. Mit fortschreitender technologischer Entwicklung können jedoch insbesondere in den Phasen der *Verhandlungsorganisation*, *-vorbereitung*, *-führung* sowie des *Verhandlungscontrollings* stärkere Formen der KI eine direkte Ergebniswirkung auf die Verhandlungsperformance erzielen. Sollten Lieferanten nicht nachziehen und KI weiter (nur) Einzug in Einkaufsorganisationen halten, ist davon auszugehen, dass sich die Machtverhältnisse in Einkaufs-/Vertriebsverhandlungen zunehmend in Richtung des Einkaufs verschieben werden. Durch ein KI-unterstütztes Verhandlungsmanagement wird es Verhandlungsführenden des „Einkaufs 4.0“ in Zukunft dann (noch) leichter fallen, sehr gute Verhandlungsergebnisse zu erzielen, wenn es ihnen Verhandlungsführende des Vertriebs nicht gleichtun. Ferner bleibt den Einkäufern durch die enormen Effizienzverbesserungen mehr Zeit für die Bearbeitung komplexerer Aufgaben, die nach heutigem Stand noch nicht von KI-gestützten Systemen übernommen werden können. Um die beschriebenen Potenziale zu heben, müssen Einkaufsorganisationen jedoch auch den beschriebenen Voraussetzungen gerecht werden. Zur *Schaffung der richtigen Rahmenbedingungen* ist die Einhaltung rechtlicher Regelungen ebenso wichtig, wie eine Übereinstimmung mit unternehmensinternen Compliance-Grundsätzen. Zur Umsetzung der KI in der Phase der Verhandlungsführung sollte der Einsatz von künstlichen Verhandlungsagenten unter rechtlichen Aspekten geprüft und eine ausreichende Akzeptanz auf Einkaufs- und Lieferantenseite sichergestellt werden. Weiter erfordern insbesondere Anwendungsfälle der Verhandlungsanalyse und des -controllings eine ausreichende Verfügbarkeit und Qualität von Verhandlungsdaten und bilden somit die Datengrundlage für die übrigen Phasen des Verhandlungsmanagements. Schließlich liegt es in der Verantwortung des Managements durch eine offene Kommunikation und die gezielte Sensibilisierung auf Mitarbeiterebene einen langfristig effektiven und effizienten Einsatz von KI in Einkaufsverhandlungen zu gewährleisten.

Literaturverzeichnis

- Adrian, L./Druckman, D./Filzmoser, M./Damholdt, M.F./Koeszegi, S.T./Guerrero, N.N./Seibt, J./Smedegaard, C.V./Vestergaard, C./Quick, O. (2020): Mediation Support with Mediation Expert Systems and Robotic Tele-Presence, in: 20th International Conference of Group Decision and Negotiation, Toronto, Canada.
- Anagnoste, S. (2018): Robotic Automation Process –The Operating System for the Digital Enterprise, in: Proceedings of the International Conference on Business Excellence, Vol. 12, No. 1, S. 54-69.
- Baarslag, T./Kaisers, M. (2017): The Value of Information in Automated Negotiation – A Decision Model for Eliciting User Preferences, in: Proceedings of the 16th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS 2017), Sao Paulo, Brazil.
- Bachrach, Y./Everett, R./Hughes, E./Lazaridou, A./Leibo, J.Z./Lanctot, M./Johanson, M./Czarnecki, W.M./Graepel, T. (2020): Negotiating Team Formation Using Deep Reinforcement Learning, in: Artificial Intelligence, Vol. 288, No. 1, S. 1-40.
- Bench-Capon, T.J./Dunne, P.E. (2007): Argumentation in Artificial Intelligence, in: Artificial Intelligence, Vol. 171, No. 10-15, S. 619-641.
- Broekens, J./Harbers, M./Brinkman, W.P./Jonker, C.M./van den Bosch, K./Meyer, J.J. (2012): Virtual Reality Negotiation Training Increases Negotiation Knowledge and Skill, in: Proceedings of the 12th International Conference on Intelligent Virtual Agents, Santa Cruz, USA, S. 218-230.
- Bundesministerium für Wirtschaft und Energie (2019): Künstliche Intelligenz und Recht im Kontext von Industrie 4.0, https://www.plattform-i40.de/PI40/Redaktion/DE/Downloads/Publikation/kuenstliche-intelligenz-und-recht.pdf?_blob=publicationFile&v=6 (Zugriff am 01.12.2020).
- Carbonneau, R.A./Kersten, G.E./Vahidov, R.M. (2011): Pairwise Issue Modeling for Negotiation Counteroffer Prediction Using Neural Networks, in: Decision Support Systems, Vol. 50, No. 2, S. 449-459.
- Carrera, D.A./Mayorga, R.V. (2008): Supply Chain Management – A Modular Fuzzy Inference System Approach in Supplier Selection for New Product Development, in: Journal of Intelligent Manufacturing, Vol. 19, No. 1, S. 1-12.
- Cerquides, J./López-Sánchez, M./Reyes-Moro, A./Rodríguez-Aguilar, J.A. (2007): Enabling Assisted Strategic Negotiations in Actual-World Procurement Scenarios, in: Electronic Commerce Research, Vol. 7, No. 3-4, S. 189-220.
- Chang, M.Y./Hwang, J.P. (2019): Developing Chatbot with Deep Learning Techniques for Negotiation Course, in: Proceedings of the 8th International Congress on Advanced Applied Informatics (IIAI-AAI), Tokyo, Japan, S. 1047-1048.

- Colby, C.L./Mithas, S./Parasuraman, A. (2016): Service Robots – How Ready Are Consumers to Adopt and What Drives Acceptance?, in: Proceedings of the 2016 Frontiers in Service Conference, Bergen, Norway.
- Delaney, M.M./Foroughi, A./Perkins, W.C. (1997): An Empirical Study of the Efficacy of a Computerized Negotiation Support System (NSS), in: Decision Support Systems, Vol. 20, No. 1, S. 185-197.
- Dixon, H. D. (2001): Some Thoughts on Economic Theory and Artificial Intelligence, in: Dixon, H.D. (Hrsg.): Surfing Economics – Essays for the Inquiring Economist, Basingstoke, S. 161-176.
- Dütting, P./Feng, Z./Narasimham, H./Parkes, D.C./Ravindranath, S.S. (2019): Optimal Auctions through Deep Learning, in: Proceedings of the 36th International Conference on Machine Learning, Long Beach, USA.
- Fabregues, A./Sierra, C. (2014): HANA – A Human-Aware Negotiation Architecture, in: Decision Support Systems, Vol. 60, No. 1, S. 18-28.
- Foroughi, A./Perkins, W.C./Jelassi, M.T. (1995): An Empirical Study of an Interactive, Session-Oriented Computerized Negotiation Support System (NSS), in: Group Decision and Negotiation, Vol. 4, No. 1, S. 485-512.
- Fraunhofer (2017): Trends für die künstliche Intelligenz, <https://www.fraunhofer.de/content/dam/zv/de/publikationen/broschueren/Trends-fuer-die-kuenstliche-Intelligenz.pdf> (Zugriff am 01.12.2020).
- Fraunhofer (2018a): Maschinelles Lernen – Kompetenzen, Anwendungen und Forschungsbedarf, https://www.bigdata.fraunhofer.de/content/dam/bigdata/de/documents/Publikationen/BMBF_Fraunhofer_ML-Ergebnisbericht_Gesamt.pdf (Zugriff am 01.12.2020).
- Fraunhofer (2018b): Maschinelles Lernen – Eine Analyse zu Kompetenzen, Forschung und Anwendung, https://www.bigdata.fraunhofer.de/content/dam/bigdata/de/documents/Publikationen/Fraunhofer_Studie_ML_201809.pdf (Zugriff am 01.12.2020).
- Fraunhofer (2020): Wissensbasierte und hybride KI, <https://www.iosb.fraunhofer.de/servlet/is/108970/> (Zugriff am 01.12.2020).
- Fujita, K./Ito, T./Klein, M. (2014): Efficient Issue-Grouping Approach for Multiple Interdependent Issues Negotiation between Exaggerator Agents, in: Decision Support Systems, Vol. 60, No. 1, S. 10-17.
- Gear, A.S./Prakash, K./Singh, N./Paruchuri, P. (2020): PredictRV – A Prediction Based Strategy for Negotiations with Dynamically Changing Reservation Value, in: Proceedings of the 20th International Conference on Group Decision and Negotiation, Toronto, Canada, S. 135-148.
- Goleman, D. (1996): Emotional Intelligence – Why It Can Matter More than IQ, in: Learning, Vol. 24, No. 6, S. 49-50.

- Grace, K./Salvatier, J./Dafoe, A./Zhang, B./Evans, O. (2018): Viewpoint – When Will AI Exceed Human Performance? Evidence from AI Experts, in: *Journal of Artificial Intelligence Research*, Vol. 62, No. 1, S. 729-754.
- Hefner, M./Voeth, M. (2020): Negotiation and/or Auction? – A Status Quo Analysis, in: *Proceedings of the 33rd International Association for Conflict Management Conference (IACM)*, Virtual Conference.
- Hindriks, K./Tykhonov, D. (2008): Opponent Modelling in Automated Multi-Issue Negotiation Using Bayesian Learning, in: *Proceedings of the 7th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS)*, Estoril, Portugal, S. 331-338.
- Hofmann, M./Neukart, F./Bäck, T. (2017): Artificial Intelligence and Data Science in the Automotive Industry.
- Huang, M.H./Rust, R.T. (2018): Artificial Intelligence in Service, in: *Journal of Service Research*, Vol. 21, No. 2, S. 155-172.
- Iyer, K.C./Chaphalkar, N.B./Patil, K. (2012): Use of Artificial Intelligence Techniques for Construction Dispute Resolution – An Overview, in: *International Journal of Advanced in Management, Technology and Engineering Sciences*, Vol. 1, No. 6, S. 115-120.
- Jazayeriy, H./Azmi-Murad, M./Sulaiman, N./Udizir, N.I. (2012): Generating Pareto-Optimal Offers in Bilateral Automated Negotiation with One-Side Uncertain Importance Weights, in: *Computing and Informatics*, Vol. 31, No. 6, S. 1-16.
- Jonker, C.M./Aydoğan, R./Baarslag, T./Broekens, J./Detweiler, C.A./Hindriks, K.V./Huldtgren, A./Pasman, W. (2017): An Introduction to the Pocket Negotiator – A General Purpose Negotiation Support System, in: *Criado Pacheco, N./Carrascosa, C./Osman, N./Inglada, V.J. (Hrsg.): Multi-Agent Systems and Agreement Technologies*, Cham, S. 13-27.
- Karl, D. (2019): Literaturanalyse zum Stand der Nutzung von elektronischen Beschaffungsauktionen, in: *Becker, W./Eierle, B./Fliaster, A./Ivens, B./Leischnig, A./Pflaum, A./Sucky, E. (Hrsg.): Geschäftsmodelle in der digitalen Welt*, Wiesbaden, S. 459-473.
- Kim, J.M./Hill, R.W./Durlach, P.J./Lane, H.C./Forbell, E./Core, M./Marsella, S./Py-nadath, D./Hart, J. (2009): BiLAT – A Game-Based Environment for Practicing Negotiation in a Cultural Context, in: *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, Vol. 19, No. 1, S. 289-308.
- Kleemann, F.C./Glas, A.H. (2020): Einkauf 4.0 – Digitale Transformation der Beschaffung, 2. Aufl., Wiesbaden.
- Langley, P (2011): The Changing Science of Machine Learning, in: *Machine Learning*, Vol. 82, No. 3, S. 275-279.

- Lang, F./Fink, A. (2011): Kombinatorische Auktionen als Instrument zur Verhandlung von Verträgen mit interdependenten Eigenschaften, in: Proceedings of the 10th International Conference on Wirtschaftsinformatik, Zurich, Switzerland, S. 1052-1062.
- Lau, R.Y.K. (2007): Towards a Web Services and Intelligent Agents-Based Negotiation System for B2B eCommerce, in: Electronic Commerce Research and Applications, Vol. 6, No. 3, S. 260-273.
- Lee, W.M./Hsu, C.C. (2010): An Intelligent Negotiation Strategy Prediction System, in: Proceedings of the 9th International Conference on Machine Learning and Cybernetics, Qingdao, China, S. 3225-3229.
- Leu, S.S./Son, P.V.H./Nhung, P.T.H. (2015): Optimize Negotiation Price in Construction Procurement Using Bayesian Fuzzy Game Model, in: Journal of Computing in Civil Engineering, Vol. 29, No. 6, S. 1566-1572.
- Lim, J. (2000): An Experimental Investigation of the Impact of NSS and Proximity on Negotiation Outcomes, in: Behaviour & Information Technology, Vol. 19, No. 5, S. 329-338.
- Lin, C.C./Chen, S.C./Chu, Y.M. (2011): Automatic Price Negotiation on the Web – An Agent-Based Web Application Using Fuzzy Expert System, in: Expert Systems with Applications, Vol. 38, No. 5, S. 5090-5100.
- Lopes, F./Wooldridge, M./Novais, A.Q. (2008): Negotiation Among Autonomous Computational Agents – Principles, Analysis and Challenges, in: Artificial Intelligence Review, Vol. 29, No. 1, S. 1-44.
- Luger, G.F. (2009): Artificial Intelligence – Structures and Strategies for Complex Problem Solving, Boston.
- Maier, J./Schlechte, D./Fernandes, M./Theissler, A. (2020): A Deep Learning Approach to Prepare Participants for Negotiations by Recognizing Emotions with Voice Analysis, in: Proceedings of the 20th International Conference on Group Decision and Negotiation, Toronto, Canada.
- Mell, J./Gratch, J. (2016): IAGO Interactive Arbitration Guide Online, in: Proceedings of the 15th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS), Singapore, Singapore.
- Min, H. (2010): Artificial Intelligence in Supply Chain Management – Theory and Applications, in: International Journal of Logistics Research and Applications, Vol. 13, No. 1, S. 13-39.
- Murphy, K.P. (2012): Machine Learning – A Probabilistic Perspective, Cambridge.
- Nasirzadeh, F./Carmichael, D.G./Jarban, M.J./Rostamnezhad, M. (2019): Hybrid Fuzzy-System Dynamics Approach for Quantification of the Impacts of Construction Claims, in: Engineering, Construction and Architectural Management, Vol. 26, No. 7, S. 1261-1276.
- Nicoletti, B. (2018): Agile Procurement, Cham.

- Nicoletti, B. (2020): Procurement 4.0 and the Fourth Industrial Revolution, Cham.
- Peterson, R.M./Lucas, G.H. (2001): Expanding the Antecedent Component of the Traditional Business Negotiation Model – Pre-Negotiation Literature Review and Planning-Preparation Propositions, in: Journal of Marketing Theory and Practice, Vol. 9, No. 4, S. 37-49.
- Pucha, S.N./Paruchuri, P. (2020): Inferring Personality Types for Better Automated Negotiation, in: Proceedings of the 20th International Conference on Group Decision and Negotiation, Toronto, Canada, S. 149-162.
- Qiu, J./Wu, Q./Ding, G./Xu, Y./Feng, S. (2016): A Survey of Machine Learning for Big Data Processing, in: EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, Vol. 2016, No. 67, S. 1-16.
- Rangaswamy, A./Shell, G.R. (1997): Using Computers to Realize Joint Gains in Negotiations – Toward an "Electronic Bargaining Table", in: Management Science, Vol. 43, No. 8, S. 1147-1163.
- Ray, A.K./Jenamani, M./Mohapatra, P.K.J. (2011): Supplier Behavior Modeling and Winner Determination Using Parallel MDP, in: Expert Systems with Applications, Vol. 38, No. 5, S. 4689-4697.
- Russell, S./Norvig, P. (2010): Artificial Intelligence – A Modern Approach, 3. Aufl., London.
- Sarkis, J./Talluri, S. (2002): A Model for Strategic Supplier Selection, in: The Journal of Supply Chain Management, Vol. 38, No. 4, S. 18-28.
- Scheible, K. (2019): Roboter schlägt Mensch – Verhandlungen der Zukunft, in: Buchenau, P. (Hrsg.): Chefsache Zukunft, Wiesbaden, S. 507-520.
- Schmitz, C./Ganesan, S. (2014): Managing Customer and Organizational Complexity in Sales Organizations, in: Journal of Marketing, Vol. 78, No. 6, S. 59-77.
- Schulze-Horn, I./Hueren, S./Scheffler, P./Schiele, H. (2020): Artificial Intelligence in Purchasing – Facilitating Mechanism Design-based Negotiations, in: Applied Artificial Intelligence, Vol. 34, No. 8, S. 618-642.
- Searle, J.R. (1980): Minds, Brains, and Programs, in: Behavioral and Brain Sciences, Vol. 3, No. 3, S. 417-457.
- Simon, H.A. (1955): A Behavioral Model of Rational Choice, in: The Quarterly Journal of Economics, Vol. 69, No. 1, S. 99-118.
- Sternberg, R.J. (1999): The Theory of Successful Intelligence, in: Review of General Psychology, Vol. 3, No. 4, S. 292-316.
- Su, S.Y./Huang, C./Hammer, J./Huang, Y./Li, H./Wang, L./Liu, Y. /Pluempitwiriwaj, C./Lee, M./Lam, H. (2001): An Internet-Based Negotiation Server for E-Commerce, in: The VLDB Journal, Vol. 10, No. 1, S. 72-90.

- Stoshikj, M./Gregu, M. (2014): NSSs as a Solution to Negotiation Challenges in Enterprise Environment, in: Proceedings of the 6th International Conference on Intelligent Networking and Collaborative Systems, Salerno, Italy, S. 229-236.
- Talluri, S./Vickery, S.K./Narayanan, S. (2008): Optimization Models for Buyer-Supplier Negotiations, in: International Journal of Physical Distribution & Logistics Management, Vol. 38, No. 7, S. 551-561.
- Tanner, C./Wölflle, R./Schubert, P./Quade, M. (2008): Current Trends and Challenges in Electronic Procurement - An Empirical Study, in: Electronic Markets, Vol. 18, No. 1, S. 6-18.
- Verwer, S./Zhang, Y./Ye, Q.C. (2017): Auction Optimization Using Regression Trees and Linear Models as Integer Programs, in: Artificial Intelligence, Vol. 244, No. 1, S. 368-395.
- Viale, L./Zouari, D. (2020): Impact of Digitalization on Procurement – The Case of Robotic Process Automation, in: Supply Chain Forum – An International Journal, Vol. 21, No. 3, S. 185-195.
- Virtanen, T./Parvinen, P./Rollins, M. (2015): Complexity of Sales Situation and Sales Lead Performance – An Empirical Study in Business-to-Business Company, in: Industrial Marketing Management, Vol. 45, No. 1, S. 49-58.
- Voeth, M./Herbst, U. (2015): Verhandlungsmanagement – Planung, Steuerung und Analyse, Stuttgart.
- Wang, Z./Lim, J./Guo, X. (2010): Negotiator Satisfaction in NSS-Facilitated Negotiation, in: Group Decision and Negotiation, Vol. 19, No. 3, S. 279-300.
- Wanyama, T./Far, B.H. (2007): A Protocol for Multi-Agent Negotiation in a Group-Choice Decision Making Process, in: Journal of Network and Computer Applications, Vol. 30, No. 3, S. 1173-1195.
- Winkelbach, A./Walter, A. (2015): Complex Technological Knowledge and Value Creation in Science-to-Industry Technology Transfer Projects – The Moderating Effect of Absorptive Capacity, in: Industrial Marketing Management, Vol. 47, No. 1, S. 98-108.
- Young, M./Schlie, E. (2011): The Rhythm of the Deal – Negotiation as a Dance, in: Negotiation Journal, Vol. 27, No. 2, S. 191-203.



Holger Roschk, Masoumeh Hosseinpour and Golnaz Rezai

Supporting Complaint Management with Artificial Intelligence

1. Introduction
2. Complaint Management
 - 2.1 Overview
 - 2.2 Direct Complaint Management Process
 - 2.3 Indirect Complaint Management Process
3. Artificial Intelligence
 - 3.1 Introduction
 - 3.2 Central Concept – The Agent
 - 3.3 Machine Learning as Major Approach to AI
4. Intelligent Agents and Complaint Management
 - 4.1 Supporting Role of Intelligent Agents for Complaint Management
 - 4.2 Intelligent Agents and the Direct Complaint Management Process
 - 4.3 Intelligent Agents and the Indirect Complaint Management Process
5. Conclusion

References

Dr. *Holger Roschk* is Professor of Service Management, Department of Service Management, University of Klagenfurt, Austria. Dr. *Masoumeh Hosseinpour* is Assistant Professor, Department of Management, School of Business and Social Sciences, Aarhus University, Denmark. *Golnaz Rezai*, PhD, is a Research Associate of Marketing at Concordia University, Montréal, Canada.

1. Introduction

Complaint management comprises all firm activities related to complaints as expressions of dissatisfaction (Stauss/Seidel 2014). Though often considered a rather unpopular field among management practice, failures are eventually inevitable, making complaint management an essential task for service firms that serves two strategic objectives (Hart et al. 1990; Hansen et al. 2010).

The first objective is to *prevent customer dissatisfaction* and churn from unsolved problems to secure an otherwise lost financial position (Knox/van Oest 2014; Khamitov et al 2020). Illustrating the upward potential of complaint management, findings show that complainants can actually be more satisfied after a well-recovered failure than if the failure would not have happened at all (i.e., recovery paradox; De Matos et al. 2007). Findings also indicate that a successful recovery can *restore customers' future spending* with the firm to a no-failure equivalent (Knox/van Oest 2014). The downward potential on the other side is likewise pronounced, as illustratively reflected in a number of negative social media reactions, such as the YouTube song “United Breaks Guitars” targeting United Airlines. Not reacting appropriately to complaints leads to double deviation scenarios, which are particularly difficult to recover and harmful to loyal customers (Maxham/Netemeyer 2002; Grégoire et al. 2009). The second objective is making use of the information entailed in complaints that helps to identify problems in product performance and service delivery and so improve quality (Keavaney 1995; Stauss/Seidel 2014). To this end, research shows that complainants can be more interested in improvements in firm processes than the actual failure reparation (Van Vaerenbergh et al. 2012) and longitudinal data indicates that quality improvements in the long run can be the most effective way for rebuilding customer satisfaction (Fang et al. 2012).

At the same time, however, industry reports portray a rather daunting picture of firm practices rendering complaining as an often *challenging and frustrating experience for customers*. According to the Customer Rage Study (2020), the average level of complaint satisfaction in the US is only marginally higher than 40 years ago, with 58 percent of customers feeling that they got nothing out of their complaint and 65 percent of customers experiencing frustration and rage. At the same time, the study suggests that effective complaint handling as practiced by industry leaders can increase *firm profitability*. Different reasons are conceivable for customers' dissatisfaction with complaint handling practices. Firms may have inflexible firm operations in place due to being trimmed at failure free-service delivery (Hart et al. 1990), do the right things but the wrong way thus being ineffective (Customer Rage Study 2020), and face a relatively complex management task (Stauss/Seidel 2014, p. 2). In addition, firms need to keep pace with changes in consumer preferences, which is for example reflected in the fact that 14 percent of customers used

social media as a channel for complaining about their product and service problems (Customer Rage Study 2020).

Taken together, despite the fact that complaint management can increase firm profitability and yield valuable consumer insight, market practices indicate difficulties for firms in establishing an effective complaint management (Homburg/Fürst 2007; Knox/van Oest 2014; Customer Rage Study 2020). Given this background, the present chapter explores the *potential of artificial intelligence (AI) to support complaint management tasks*. AI received much interest from service scholars in recent years (e.g., Rust/Huang 2014; Huang/Rust 2018) and exemplary applications include Netflix' recommendation system and virtual chat bots, to name a few familiar ones. AI also comes in less obvious forms and, for example, is included in smartphone fitness apps that are designed to promote physical activities and so to contribute to social betterment (Hosseinpour/Terlutter 2019; SAS Institute 2020). Thus, AI is already deeply embedded in many industry applications (Kurzweil 2005), thus being not limited to technological pioneers anymore.

A challenging aspect of AI is that it presents a broad field of study, and discussions have to bridge the technological part on the one hand and the market-oriented application on the other. In this chapter, we therefore take a look at the fundamental idea behind AI – the intelligent agent. Based on the agent conceptualization of AI, we discuss potential applications of intelligent agents throughout complaint management, which also become focus of some complaint management tasks themselves. According to the current state of technology, we aim at portraying feasible applications that appear to be of value to complaint management. From a theoretical point of view, the present discussion may provide impulses that, pending further research, can contribute to *closing the gap between the strategic importance of complaint management* on the one side and the *often-dissatisfying consumer experience* with complaining on the other side.

2. Complaint Management

2.1 Overview

Figure 1 provides an overview of the *complaint management process* (Stauss/Seidel 2014). The direct process relates to those tasks that involve the complaining customer and the interactions with the firm. It reflects the first strategic objective that aims at solving the complainant's problem and re-establishing loyalty to prevent customer churn. A specific aspect of the direct complaint management process is the idea of complaint resolution upon first contact. The Customer Rage Study (2020) reported that complainants required on average 2.9 contacts until their complaint was solved or they gave up. Thus, problem solving upon first contact can be a strategically desirable approach, which conceptually

collapses the process steps of complaint receipt, processing, and reaction. The indirect process relates to those tasks that do not explicitly involve the complainant and his interactions with the firm. It reflects the second strategic objective that aims at gaining insight through analysis, communication and usage of the information from the filed complaints for improving the products and service offerings.

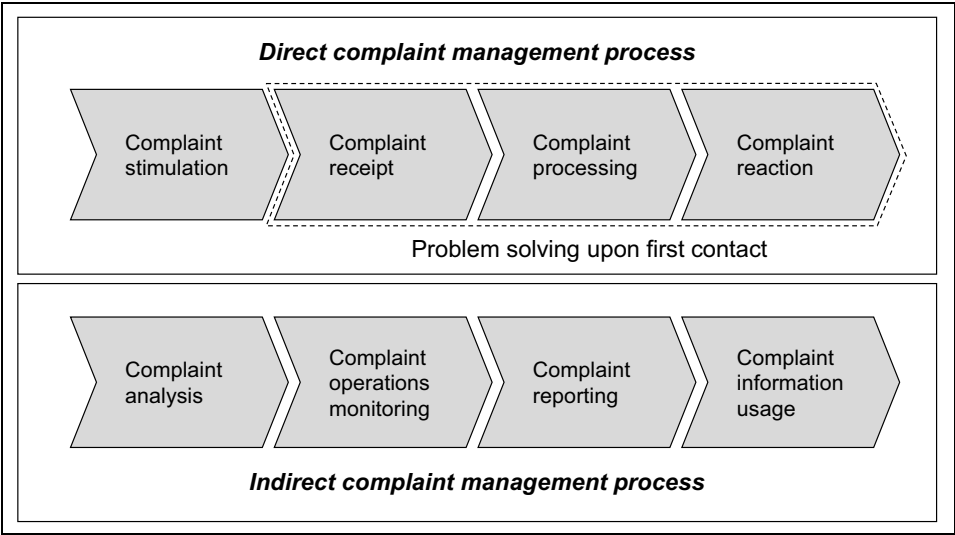


Figure 1: Direct and Indirect Complaint Management Process
(Source: adapted from Stauss/Seidel 2014, p. 67)

2.2 Direct Complaint Management Process

The direct complaint management process comprises the following *steps*: complaint stimulation, receipt, processing, and reaction. Complaints, though often negatively connotated, present a positive customer reaction to an experienced failure, because they give the firm a second chance to do it right; otherwise it is likely that customers leave and spread negative word-of-mouth (Chebat et al. 2005; Customer Rage Study 2020).

Since customers often do not voice their problems, the initial step for complaint management is the *stimulation of complaints*. The share of such unvoiced complaints varies, but typically lies well above 50 percent with numbers sometimes even exceeding 90 percent (Chebat et al. 2005; Stauss/Seidel 2014). That customers do not voice their dissatisfaction is often due to a combination of factors including high complaining costs (time, monetary, and psychological), perceptions of little likelihood of success, and not-knowing about complaint channels (Chebat et al. 2005). To this end, a particular challenge lies in non-serious complaints, which contribute to dissatisfaction, but at the same time do not exhibit

the salience to be voiced by the individual (Stauss/Seidel 2014). In addition to stimulating problem articulation, research shows higher satisfaction ratings when firms proactively respond to failures rather than waiting for the customer to complain (Smith et al. 1999). Hereby, a cautionary note seems warranted that such proactive actions may not universally work as is the case for apologizing that may be more appropriate after hearing the complaint (Min et al. 2020). Independent of that, research indicates that firms' responsibilities go beyond inviting problem articulation so that the primary task should rather be casted as a maximization of problem detection.

The *receipt of the complaint* presents the second step, which is bipartite in nature, comprising the *first contact* and *information recording* about the failure incident. Since failure incidents are often associated with strong negative emotions (Valentini et al. 2020), the first contact presents a critical interaction of the complainant with the firm, which is also decisive for subsequent contact points (Stauss/Seidel 2014). Research, for example, shows that complainants are more satisfied when they are given the opportunity to voice their anger than when they are not (Davidow 2003). Besides shaping the first contact, the second task of this step comprises the recording of information related to the failure, which serves subsequent internal processing. As a specific instrument scholars recommend using a classification scheme to categorize failure incidents according to typical failure types. Although complaints reflect individual problem episodes, a large share of those may go back to recurring failures. Thus, a classification scheme can facilitate subsequent complaint handling by having pre-defined processes and reactions to typical failures in place (Kelley et al. 1993; Stauss/Seidel 2014).

The *processing of the complaint* presents the third step and refers to the firm internal handling of the complaint (Stauss/Seidel 2014). Typically, different internal processes and responsibilities are defined, ideally depending on different failure types as defined in a failure classification scheme. In addition to that, scholars and managerial practice advocate the concept of complaint ownership to facilitate problem handling. The idea behind this concept is that the complaint receiving employee automatically becomes responsible for taking care of the problem and solving it. A prominent example is Ritz Carlton's policy where every frontline employee, to whom a complaint is voiced, is empowered to spend up to \$2000 (Zeithaml/Bitner 2003). Paralleling management practice, research shows that the firm's internal environment, such as shared values, contributes to problem handling (Maxham/Netemeyer 2003; Homburg/Fürst 2007).

The direct complaint management process closes with the firm's *reaction to the complaint*. Two aspects revolve around the failure reaction. First, the reaction itself needs to be specified and, based on a classification scheme, can follow pre-defined guidelines. On the interactional level of the complaint reaction, scholars provide operative and detailed guidelines for scripting personal and written communications (Stauss/Seidel 2014). On the level of restoring the customers' loss due to the failure, research provides many specific guidelines (e.g., Davidow 2003; Grégoire et al. 2018; van Vaerenbergh et al. 2019) and as a general rule suggests that individuals aspire a problem solution that puts them on par with a failure-free situation, in terms of amount and kind of loss that was experienced due to

the failure (Roschk/Gelbrich 2014). The second aspect of this process step relates to presumed illegitimate complaints (Wirtz/McColl-Kennedy 2010). As a general approach for dealing with scheming customers, literature recommends balancing costs of a case-wise investigation with the potential “gains” due to rejecting a complaint in such a manner that up to a certain claimed amount the benefit of doubt is granted to the complainant (Stauss/Seidel 2014). This goes in line with the fact that a failure is a subjective problem experience that may often entail much ambiguity, thus leading to recommendations, such as “solve the customer’s problem – even if it isn’t the company’s fault” (Hart et al. 1990, p. 152).

2.3 Indirect Complaint Management Process

The indirect complaint management process comprises the complaint analysis, operations monitoring, reporting, and information usage and builds strongly on the gathered information across the steps of the direct process.

Analyzing complaints serves two objectives. First, it provides insight into the problems experienced by the complainants and informs subsequent processes steps, based on information available about the complainant (e.g., single complainant or a group, perceived magnitude of problem), failure (e.g., type, location, first or follow-up complaint, time), complaint target (e.g., product performance, service delivery, employees), and problem handling (e.g., complaint channel, length of recovery process, number of interactions, paid amount; Kelley et al. 1993; Stauss/Seidel 2014). The second objective is to come to a problem prioritization, which is typically assessed by a combination of failure frequencies and magnitudes. Failure frequencies can be based on the number with which certain failure types occur (e.g., defined via a classification scheme); failure magnitudes can be assessed via self-reports from complainants (e.g., perceived severity).

Monitoring complaint operations refers to the management of the complaint operations, during which three tasks are of particular interest. First, the share of the voiced complaints (or detected problems) among all failures needs to be determined. This can for example be done, by interviewing a representative sample of customers and asking them if they experienced a failure and, if so, whether they complained (Stauss/Seidel 2014). The results from the representative sample can then be extrapolated to the entire customer base with a certain error of margin. Second, the monitoring of complaint operations needs to ensure that the firms’ defined productivity (e.g., number of complaints handled per employee) and quality standards (e.g., customers’ satisfaction with the complaint handling) of the direct complaint management process are met. While productivity can be monitored via internal available information, assessing quality standards can typically be based on reports from the complainants, capturing central metrics like satisfaction, anger, and whether the customer churned (e.g., Gelbrich/Roschk 2011; Knox/van Oest 2014; Valentini et al. 2020). The third task relates to determining the profitability of the complaint management

activities. This can for example be achieved by setting the monetary (e.g., secured customer lifetime value) and monetarized benefits (e.g., value of acquired customers due to referrals from complaints) in relation to the complaint handling costs (i.e., costs for offered complaint solution plus costs for complaint handling). Besides monetary and monetarized gains, this may also encompass information about non-monetary gains, such as the number of identified process improvements and even market ideas.

The third process step relates to the *reporting of complaint* activities. The reporting's main objective is to make the information from the complaint analysis and monitoring available to all relevant stakeholders. Reporting, especially the profitability aspects, may help to receive the top management attention and consider complaint management as a strategic tool that can be used to differentiate from competitors (Hansen et al. 2010).

Once complaint analysis, operations monitoring, and reporting have been completed, the *complaint information* can then be used within quality management, thus closing the indirect process and the second strategic objective (Stauss/Seidel 2014). Importantly, a comprehensive data base stemming from the complaint management activities may subsequently allow for an empirically informed decision making and so also offers potential for optimization considerations as to where investments offer the highest returns. Besides suggestions for quality improvements, complaint information can also entail insights about novel ideas and information for customer relationship management.

3. Artificial Intelligence

3.1 Introduction

The field of AI has already a relatively long tradition, with roots reaching back to the 1940s (Russel/Norvig 2010). Its recent surge can be ascribed to two factors that came together, the creation of *huge amounts of data* and the development of *strong processing powers of computers* (Russel/Norvig 2010). To illustrate this, if the world's technological capacity to store information in 1986 would have been printed on double-sided book pages, this would have resulted in one layer of sheets covering the world's land mass; since then the capacity roughly doubled every three years so that in 2011 the capacity would have equaled two layers of books, with similar advances being made for the processing capacity of information (Hilbert 2011). Although there are prominent examples of AI applications, such as IBM's Deep Blue besting chess champion Garry Kasparov, the essence of AI is often difficult to grasp. We therefore first attempt to provide some clarification about what AI is and explain its central concept.

Starting with *definitional aspects*, a basic distinction refers to whether scholars follow a human-centered or rationalist approach, which differ in what is attempted to achieve, modelling human behavior (e.g., defining AI for example via its human-like capability to

demonstrate “human cognitive functions”; Valin 2018) or working from an ideal standard – rationality – in which a rational system does what is right given what it knows (Russel/Norvig 2010). In this chapter, we follow the latter approach since it underlies the subsequently discussed AI technologies. To further understand AI, one should abandon the picture of a human-like robot that tries to rule the world. Robots play a role, but for the moment distract from the central concept of AI.

3.2 Central Concept – The Agent

At the center of AI stands the agent. Figure 2, panel A, provides a general schematic representation of an agent, which is broadly *anything that can be understood as perceiving its environment* (through sensors) and *acting upon that environment* (through actuators). An agent comprises two parts, the program and architecture. The job of AI is to design the agent’s program (software) that maps the input from the environment to actions (i.e., the box with the question mark in panel A of Figure 2). This program typically runs on some sort of computing device with physical sensors and actuators – the architecture (i.e., the shell). AI then can be seen as the development of agents, especially the program, that act based upon perceptual input and in this sense can reasonably be called intelligent. Although, this problem formulation may seem easy, a variety of issues and intriguing concepts come up with it (Russel/Norvig 2010).

Figure 2 (panel B) provides a more detailed schematic representation of a very simple agent, which merely reacts to the environmental input based on simple condition-action rules (e.g., a vacuum cleaning agent that realizes dirt and acts by cleaning). Typically, *the more advanced the programming is, the agents perform better*. More advanced programming can, for example, comprise information about the world and how it functions, goals to be achieved along with utilities, abilities to handle uncertainty, and learning capabilities (Russel/Norvig 2010). Looking at real-life examples, a highly sophisticated agent that uses a robotic architecture is the Mars rover Perseverance, which is equipped with an array of cameras as sensors and various motors as actuators. Besides robotic agents, there is a vast variety of software agents that, for example, receive file contents (or data) as sensory input and act on the environment by creating displays on the screen. A prominent example is Netflix’ recommendation system (SAS Institute 2020), which presumably uses information about watched TV series and movies (genre, actors, etc.) as environmental input to make suggestions about other series and movies the subscriber may like.

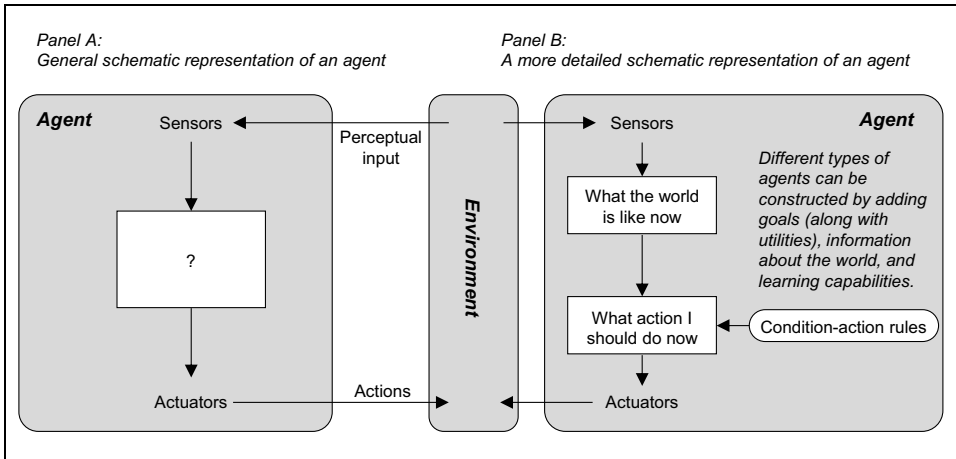


Figure 2: Schematic Representations of an Agent
(Source: adapted from Russel/Norvig 2010, p. 35 and 49)

Whether we talk of robotic or software agents, two aspects determine the sophistication of the agent's programming, the complexity of the environment and task. An agent operating in a trivial environment (e.g., a simple game) will often have an easier programming than an agent operating with the full spectrum of information from the real world (even an agent that can deal with all the information from the internet in its various formats is nearly as complex as a robot that can move in the real world; Russel/Norvig 2010). The same holds true for the performed tasks, with easier tasks (e.g., playing an easy game) requiring less sophistication than more difficult tasks (e.g., autonomous driving). For example, Netflix' recommendation system may use various regression models or clustering approaches, which eventually aim at explaining consumer preferences to provide film and series suggestions. To summarize, AI resembles at the core a program logic that is able to act in response to environmental input and in this way can be designed for various tasks. Complexity of the environmental input and tasks determine the sophistication of the agent and with it the development effort.

3.3 Machine Learning as Major Approach to AI

Machine learning is a specific subset of AI, which is currently a major if not the dominant approach among researchers to AI. Machine learning is based on the idea of *using algorithms to learn iteratively from data* with the objective of finding *insightful information* and *making decisions* (Huang/Rust 2018; SAS Institute 2020). This process is iterative so that models can adapt independently, when being exposed to new data (SAS Institute 2020). Learning of machines or agents is of interest as it is often not possible to anticipate all conceivable environmental states nor changes over time. Also, the solution itself might

be unknown, as is for example the case with the TV series and movie preferences of a new Netflix subscriber (Russel/Norvig 2010).

In terms of the agent concept (Figure 2, left panel), machine learning can be understood as an *agent that receives as sensory input data from the environment*, which is mapped (i.e., the box with the question mark) to some output representing the actuator (e.g., house size in square meters as input and house price as output, with the relationship among them to be learned). This mapping can, for example, be done statistically via a traditional regression (Russel/Norvig 2010). In this case, *learning* is then nothing else than *estimating the parameters* (intercept and slopes) of the regression function. Machine learning tasks quickly become more sophisticated, the more advanced the employed methods and algorithms are (e.g., neural networks). Regardless of the sophistication, while learning in the context of machines may sound abstract, it thus can be understood as performance improvement after making observations about the environment. For doing so, machine learning applications need data (often large amounts) as input for “training” (determining the regression) and can then make predictions for newly fed data points.

Intelligent agents using machine learning principles can be widely and exemplary applications as varied as *fraud detection*, *spam-filters*, *autonomous planning to schedule operations and logistics*, and *shopping agents* (Jonsson et al. 2000; Davis 2006; Russel/Norvig 2010; SAS Institute 2020). Machine learning is considered as having brought so far the most profound change to service and it has been discussed as having large potential to be applied for performing systematic, consistent, and predictable tasks (Huang/Rust 2018). In this way, AI exhibits a high potential for the automation of processes, which has led to controversial discussions about its impact on jobs. To this extent, recent scholarly arguments suggest that replacement of human work with AI will rather take place on task than on job level (Huang/Rust 2018) and case studies even indicate a positive transformation of jobs with AI support as a mean to respond to productivity pressures and psychological distress from daunting repetitive tasks (Lhuer/Willcocks 2016). Thus, as take-away, intelligent agents can *aid in process management* via automation and decision support.

A specific field that is closely connected with machine learning based AI is *Natural Language Processing (NLP)*. NLP serves two purposes, communication with humans and acquisition of information from written language. Related to NLP is speech recognition, which identifies words by a speaker (Russel/Norvig 2010) and so yields written text that can be processed via NLP. Besides written text and speech, there is imagery input, which can come as face recognition. However, given data and privacy concerns (Okazaki et al. 2020) associated with facial recognition, we focus on NLP for written textual input. The idea behind NLP is that language can be described in statistical ways, making it subject to logical programming and different tasks (Manning/Schütze 1999). Main tasks of NLP are information retrieval (i.e., finding documents that are relevant to a user’s need and creating answers to questions) and information extraction (knowledge generation from text). To exemplarily illustrate the latter, text-mining can generate data input from the internet,

which then can be analyzed via developed dictionaries (e.g., Evaluative Lexicon; Rocklage/Fazio 2015) that describe text along variables, such as positivity and negativity, to reflect consumer sentiments about a specific reference object (Berger et al. 2020; SAS Institute 2020). Thus, as a take-away, intelligent agents can use written (or speech-based) text in a logical manner to perform various tasks.

4. Intelligent Agents and Complaint Management

4.1 Supporting Role of Intelligent Agents for Complaint Management

Intelligent agents can be used in different ways throughout the complaint management processes (Figure 1). Before discussing specific applications, a more basic question pertains to the *general role of intelligent agents for complaint management*. In line with other technological advancements (Larivière et al. 2017), we suggest that intelligent agents take a *supporting function* in the sense of “human and machine against problem scenario” so that they allow to facilitate work by frontline and back-office employees. There are different reasons for this notion. A service failure resembles a moment of truth in the customer-firm relationship (Holloway/Beatty 2003), thus rendering complaint management as a heavy relationship task in terms of recovery and maintenance. Moreover, research indicates the necessity of employees to produce authentic emotional displays for positively influencing customers (Hennig-Thurau et al. 2006; Roschk/Kaiser 2013). In the same vein, scholars argue that it makes a difference to customers to which extent a service is provided in a more or less personal way (Roschk/Gelbrich 2017; Roschk et al. 2018). Finally, failure incidents often come along with strong emotions (Customer Rage 2020), requiring emotional labor on the employee’s side. Together, relationship formation, producing authentic display, and emotional labor are inherent human tasks that render the potential for intelligent agents as limited (Galloway/Swiatek 2018). Following this train of thought, market analyses likewise see limited potential for AI-based automation, when it comes to stakeholder interactions (Chui et al. 2016). We therefore see intelligent agents as a supportive system that may fulfill different functions throughout the direct and indirect complaint management process.

4.2 Intelligent Agents and the Direct Complaint Management Process

We discuss next how intelligent agents can be of support for the focal tasks across the direct complaint management process. We supplement our considerations by an outlook

on the capabilities of intelligent agents that are conceivable for sophisticated systems. Starting with the *stimulation of complaints and the maximization of the problem detection rate*, intelligent agents can leverage on NLP functionality to perform the following supporting tasks:

- For voicing their problems, unsatisfied customers often use digital platforms, such as company websites, social media channels, and review sites (Customer Rage Study 2020). Given the potentially massive amounts of comments across these platforms, intelligent agents may aid in searching the platforms' postings and identifying potential comments that entail a complaint. The agent's search procedure can use predefined platforms to keep the agent less complex. Identification can be on the basis of text sentiment, contents, or both and may be supplemented with a confidence assessment.
- Besides identifying problem incidents of customers, research also points to the dark side of digital channels providing evidence of detrimental consumer to consumer interactions (Breitsohl et al. 2018). Although firms are not directly involved in such instances, they can be held responsible for uncivil behavior of others (Bacile et al. 2018). Thus, detection may go beyond complaints by also identifying problematic instances that may represent a failure constellation to consumers.
- Outlook: Anticipating situations that are prone to failure is not a new idea (Hart et al. 1990) but could now be effectively implemented via intelligent agents. As such, a sophisticated system may monitor company operations on a broader level and be trained to identify constellations which are particularly susceptible to failures. Moreover, a system could also monitor aspects outside the firm's operations, thus overcoming constraints from a manual monitoring of such. For example, intelligent agents could monitor travel details of guests (e.g., flight information, if provided) and, if significant delays occur, inform the hotel personnel, who then proactively prepare a midnight dinner in case of late arrival or take care of the airport transfer.

For the *complaint receipt* (first contact and information recording), intelligent agents making use of NLP could be of support as follows:

- Complainant and firm interact (at least) during first contact and complaint reaction. Intelligent agents can support this interaction, which we discuss in greater detail for the complaint reaction.
- Value in supporting the first contact may lie in the automated information collection by intelligent agents. Using NLP capabilities, intelligent agents are able to process audio and written input to extract information about the complaint (type, location, first or follow-up complaint, time) and complaint target (product performance, service delivery, employees). Given that information needs to be accurate and comprehensive, the intelligent agent may prepare as much information as possible while the employee verifies and fills out the gaps. The support in information gathering can so free

up attentive capacities of employees, allowing to focus on and listening to the complainant to improve the quality of the recovery effort. NLP capabilities may also allow to gather additional information, such as sentiment, which can supplement failure magnitude perceptions.

- A central theme during information recording is developing a categorization scheme that provides the foundation for the subsequent steps of complaint processing and reaction. A strength of intelligent agents is pattern recognition and classification (Russel/Norvig 2010). As such, intelligent agents may (i) develop a categorization scheme and (ii) automatically assign complaints to the formulated categories. As before, the intelligent agent can work on a propositional basis, with the final check (in ambivalent cases) remaining with an employee.
- Outlook: Based on the information gathered during the first contact, sophisticated systems may anticipate subsequent steps needed for problem resolution and so formulate additional information requests during the first contact. This could save future interaction and processing time, allowing for a faster problem handling.

The third process step, the *internal processing*, may benefit from intelligent agents with regards to automation and information provision:

- As such, once the complaint is assigned to a specific failure category for which specific process steps are defined, the agent can automatically initiate those process steps.
- Also, the concept of complaint ownership may benefit from support by intelligent agents. The Ritz Carlton established a database with innovative, field-proved practices to facilitate knowledge exchange among their worldwide locations (Solomon 2016). Similarly, a so-called knowledge-based agent can be implemented that keeps an account of prior problem incidents, solutions, and their effectiveness, allowing the agent to make suggestions about the handling of the problem incident at hand to the complaint owner.
- Outlook: Once a certain development stage of the agent system is achieved, it appears conceivable that intelligent agents act as process owners in their own right, supervising and initiating steps for complaint handling. Employees would then do not manage the respective complaints, but rather monitor the agents and react if an agent faces a situation where it needs the supervisors' input.

The final stage, the *complaint reaction*, may be facilitated by intelligent agents leveraging on a combination of NLP and automation functionality:

- An intelligent agent may prepare the complaint reaction in terms of problem solution and interaction support. Based on guidelines defined for different failure types, the agent can suggest a problem solution. Moreover, it may provide interaction support (Hyken 2017), which is conceivable in two ways. Intelligent agents can prepare written responses by leveraging interaction (NLP) capabilities and pre-scripted response sets. Employees could then work from those prepared texts and finalize them. For

personal interactions an intelligent agent may in a similar fashion provide the employee a response script as conversational support.

- For presumed illegitimate complaints, intelligent agents show potential for identifying fraud. Yet, this may not be that straightforward. In principle, an agent uses the filed complaint and supplementary data as input from which it predicts whether the complaint is fraud. The critical part here is that the share of illegitimate complaints is likely low, creating a data limitation that may impede learning of the agent to effectively predict illegitimate complaints. This could be overcome if a history of likely unfair complaints is kept (Davidow 2015). In addition to that, such a system can also operate in the opposite direction, ensuring that a complaint is legitimate. So, instead of focusing on presumed instances of illegitimate complaints, such a system is used for ensuring the legitimacy of the majority of complaints to facilitate their automated processing.
- Outlook: Sophisticated systems for complaint processing and reaction may allow to significantly increase the share of complaints that are handled upon first contact. As such, when employees receive a complaint, intelligent agents could be in place that simultaneously check the legitimacy of the complaint and, upon its classification, prepare a complaint reaction.

4.3 Intelligent Agents and the Indirect Complaint Management Process

The indirect complaint management process, comprising complaint analysis, operations monitoring, reporting, and information usage, can benefit from support by intelligent agents in different ways. We hereby focus on aspects that go beyond the automation of repetitive tasks, such as standard complaint analyses and reporting. Moreover, since intelligent agents become the focus of the indirect process tasks themselves, we supplement our discussion for any such considerations. Starting with *complaint analysis*, intelligent agents may be of support for and focus of complaint management in the following ways:

- Effective complaint analysis requires data integration from the direct complaint management process. Given the potential usage of intelligent agents during the direct process, this may also facilitate automated information gathering for complaint analysis. In addition to that, a particular strength of AI techniques is that they help analyzing large and complex data sets. Potential applications during data analysis could, for example, be identifying complex patterns underlying complaint occurrence, where different factors (location, time, and other circumstances) come together.
- Intelligent agents as focus of complaint management: Complaint analysis may also focus on analyzing agent related aspects, for example how many complaints (and

other failure instances) were identified on digital platforms, the share of information gathered by agents, and how many illegitimate complaints were identified.

With regards to *monitoring tasks*, intelligent agents may support problem detection and profit considerations as well as become monitoring subjects themselves:

- Beyond firm hosted channels, intelligent agents are able to parse massive amounts of comments, identifying potential dissatisfaction with the firm's offerings. In this way, they could provide indications about problem occurrence. Specifically, if an intelligent agent works with a constant problem detection rate, then the number of identified complaints per 1,000 comments (or another dimensionality) provides an indication about the residual problem occurrence rate (after complaint stimulation activities from the firms). This information paired with the recorded complaints give an indication about the actual problem occurrence rate and both can be tracked over time. The same can be done based on sentiment extracted from the parsed comments.
- A challenge of complaint management is to create reliable cost-benefit calculations. On digital platforms it appears conceivable to track if complaints made further entries about using the firm's offerings. This may represent a supplementary assessment indicating customer churn and so help in determining the return due to complaint management efforts.
- Intelligent agents as focus of complaint management: Monitoring of complaint management performance can relate to the agents' task performance and, for example, comprise the percentage of extracted information (during first contact), the percentage of correctly classified complaints, and increases in productivity. Also, cost-benefit considerations can refer to intelligent agents in terms of development costs and benefits from increased productivity, additionally identified complaints, and avoided churn.

For *complaint reporting*, we do not see specific supporting tasks beyond the automation of report creation. Yet, reporting can comprise information about the intelligent agents:

- Intelligent agents as focus of complaint management: Following the line of thoughts from complaint analysis and monitoring, reporting can include information generated by intelligent agents (e.g., number of detected problems, problem occurrence rates outside firm hosted channels, identified instance of illegitimate complaints) as well as information about them (e.g., performance measures, profitability of intelligent agents).

The final step comprises the *usage of information from the complaints*, where agents' support can relate to decision making and become subject to improvements themselves:

- Intelligent agents can work based on a statistical mapping, thus establishing empirical relationships of various inputs (e.g., typical problems, occurrences, magnitudes) to outputs (e.g., problem handling costs, likelihood of retaining the customer). Based on such information, it appears conceivable that intelligent agents make predictions

about improvement potentials and, in the sense of prescriptive analytics, find an optimal solution.

- Intelligent agents as focus of complaint management: Agents themselves can become subject to improvements. This relates to adapting their programming and, if eventually not fulfilling the task with the specified accuracy, their termination in favor of other solutions.

5. Conclusion

Overall, the discussion shows that intelligent agents can be of value for complaint management, showing potential for firms to improve their firm practices. We outlined various tasks that intelligent agents can perform to support the direct complaint management process (e.g., complaint detection via NLP, information gathering during first contact, automated complaint classification, preparation of complaint reactions) as well as the indirect complaint management process (e.g., automated data collection, determining problem occurrence rates and customer churn). Nevertheless, it is important to keep in mind what intelligent agents are, programs that map environmental input to outputs in a logical way. This is a most challenging endeavor, especially with increasing environmental and task complexity; and regardless of the agent's sophistication, its value to firm operations will be only as much as it works accurately. Thus, development and implementation effort should not be underestimated and need to be set in relation to the anticipated gains. With these considerations in mind, we see promising potential in intelligent agents for supplementing complaint management that can be harvested by starting with their isolated usage for specific tasks and, over time, being transformed into sophisticated systems.

References

- Bacile, T.J./Wolter, J.S./Allen, A.M./Xu, P. (2018): The Effects of Online Incivility and Consumer-to-Consumer Interactional Justice on Complainants, Observers, and Service Providers During Social Media Service Recovery, in: *Journal of Interactive Marketing*, Vol. 44, No. 1, pp. 60-81.
- Berger, J./Humphreys, A./Ludwig, S./Moe, W.W./Netzer, O./Schweidel, D.A. (2020): Uniting the Tribes – Using Text for Marketing Insight, in: *Journal of Marketing*, Vol. 84, No. 1, pp. 1-25.

- Breitsohl, J./Roschk, H./Feyertag, C. (2018): Consumer Brand Bullying Behaviour in Online Communities of Service Firms, in: Bruhn, M./Hadwich, K. (Eds.): *Service Business Development*, Wiesbaden, pp. 289-312.
- Customer Rage Study (2020): Key Findings & Implications From the 2020 National Customer Rage Study, <https://research.wpcarey.asu.edu/services-leadership/2020-ragestudyupdatedfinalforrelease/> (retrieved on 12.08.2020).
- Chebat, J.C./Davidow, M./Codjovi, I. (2005): Silent Voices – Why Some Dissatisfied Consumers Fail to Complain, in: *Journal of Service Research*, Vol. 7, No. 4, pp. 328-342.
- Chui, M./Manyika, J./Miremadi, M. (2016): Where Machines Could Replace Humans – and Where They Can't, in: *McKinsey Quarterly*, Vol. 2016, No. 3, pp. 1-16.
- Davidow, M. (2003): Organizational Responses to Customer Complaints – What Works and What Doesn't, in: *Journal of Service Research*, Vol. 5, No. 3, pp. 225-250.
- Davidow, M. (2015): Just Follow the Yellow Brick Road – A Manager's Guide to Implementing Value Creation in Your Organization, in: *Journal of Creating Value*, Vol. 1, No. 1, pp. 23-32.
- Davis, E. (2006): The Expressivity of Quantifying over Regions, in: *Journal of Logic and Computation*, Vol. 16, No. 6, pp. 891-916.
- de Matos, C.A./Henrique, J.L./Rossi, C.A.V. (2007): Service Recovery Paradox – A Meta-Analysis, in: *Journal of Service Research*, Vol. 10, No. 1, pp. 60-77.
- Fang, Z./Luo, X./Jiang, M. (2012): Quantifying the Dynamic Effects of Service Recovery on Customer Satisfaction – Evidence from Chinese Mobile Phone Markets, in: *Journal of Service Research*, Vol. 16, No. 3, pp. 314-355.
- Galloway, C./Swiatek, L. (2018): Public Relations and Artificial Intelligence – It's Not (Just) About Robots, in: *Public Relations Review*, Vol. 44, No. 5, pp. 734-740.
- Gelbrich, K./Roschk, H. (2011): A Meta-Analysis of Organizational Complaint Handling and Customer Responses, in: *Journal of Service Research*, Vol. 14, No. 1, pp. 24-43.
- Grégoire, Y./Tripp, T.M./Legoux, R. (2009): When Customer Love Turns into Lasting Hate – The Effects of Relationship Strength and Time on Customer Revenge and Avoidance, in: *Journal of Marketing*, Vol. 73, No. 6, pp. 18-32.
- Grégoire, Y./Ghadami, F./Laporte, S./Sénécal, S./Larocque, D. (2018): How Can Firms Stop Customer Revenge? The Effects of Direct and Indirect Revenge on Post-Complaint Responses, in: *Journal of the Academy of Marketing Science*, Vol. 46, No. 6, pp. 1052-1071.
- Hansen, T./Wilke, R./Zaichkowsky, J. (2010): Managing Consumer Complaints – Differences and Similarities Among Heterogeneous Retailers, in: *International Journal of Retail & Distribution Management*, Vol. 38, No. 1, pp. 6-23.
- Hart, C.W.L./Heskett, J.L./Sasser Jr., W.E. (1990): The Profitable Art of Service Recovery, in: *Harvard Business Review*, Vol. 68, No. 4, pp. 148-156.

- Hennig-Thurau, T./Groth, M./Paul, M./Gremler, D.D. (2006): Are All Smiles Created Equal? How Emotional Contagion and Emotional Labor Affect Service Relationships, in: *Journal of Marketing*, Vol. 70, No. 3, pp. 58-73.
- Hilbert, M./López, P. (2011): The World's Technological Capacity to Store, Communicate, and Compute Information, in: *Science*, Vol. 332, No. 6025, pp. 60-65.
- Holloway, B.B./Beatty, S.E. (2003): Service Failure in Online Retailing – A Recovery Opportunity, in: *Journal of Service Research*, Vol. 6, No. 1, pp. 92-105.
- Homburg, C./Fürst, A. (2007): See No Evil, Hear No Evil, Speak No Evil – A Study of Defensive Organizational Behavior Towards Customer Complaints, in: *Journal of the Academy of Marketing Science*, Vol. 35, No. 4, pp. 523-536.
- Hosseinpour, M./Terlutter, R. (2019): Your Personal Motivator is with You – A Systematic Review of Mobile Phone Applications Aiming at Increasing Physical Activity, in: *Sports Medicine*, Vol. 49, No. 9, pp. 1425-1447.
- Huang, M.-H./Rust, R.T. (2018): Artificial Intelligence in Service, in: *Journal of Service Research*, Vol. 21, No. 2, pp. 155-172.
- Hyken, S. (2017): AI and Chatbots Are Transforming the Customer Experience, in: *Forbes*, <https://www.forbes.com/sites/shephyken/2017/07/15/ai-and-chatbots-are-transforming-the-customerexperience/#414adc4241f7> (retrieved on 08.08.2018).
- Jonsson, A./Morris, P./Muscettola, N./Rajan, K./Smith, B. (2000): Planning in Interplanetary Space – Theory and Practice, in: *Proceedings of the Fifth International Conference on Artificial Intelligence Planning Systems*, Breckenridge, pp. 177-186.
- Keaveney, S.M. (1995): Customer Switching Behavior in Service Industries – An Exploratory Study, in: *Journal of Marketing*, Vol. 59, No. 2, pp. 71-82.
- Kelley, S.W./Hoffman, K.D./Davis, M.A. (1993): A Typology of Retail Failures and Recoveries, in: *Journal of Retailing*, Vol. 69, No. 4, pp. 429-452.
- Khamitov, M./Grégoire, Y./Suri, A. (2019): A Systematic Review of Brand Transgression, Service Failure Recovery and Product-Harm Crisis – Integration and Guiding Insights, in: *Journal of the Academy of Marketing Science*, Vol. 48, No. 3, pp. 519-542.
- Knox, G./van Oest, R. (2014): Customer Complaints and Recovery Effectiveness – A Customer Base Approach, in: *Journal of Marketing*, Vol. 78, No. 5, pp. 42-57.
- Kurzweil, R. (2005): *The Singularity is Near*, New York.
- Larivière, B./Bowen, D./Andreassen, T.W./Kunz, W./Sirianni, N.J./Voss, C./Wunderlich, N.V./De Keyser, A. (2017): Service Encounter 2.0 – An Investigation Into the Roles of Technology, Employees and Customers, in: *Journal of Business Research*, Vol. 79, No. 1, pp. 238-246.

- Lhuer, X./Willcocks, L. (2016): The Next Acronym You Need to Know About: RPA (Robotic Process Automation), <https://www.mckinsey.com/business-functions/mckinsey-digital/our-insights/the-next-acronym-you-need-to-know-about-rpa> (retrieved on 12.08.2020).
- Manning, C./Schütze, H. (1999): *Foundations of Statistical Natural Language Processing*, Cambridge.
- Maxham III, J.G./Netemeyer, R.G. (2002): A Longitudinal Study of Complaining Customers' Evaluations of Multiple Service Failures and Recovery Efforts, in: *Journal of Marketing*, Vol. 66, No. 4, pp. 57-71.
- Maxham III, J.G./Netemeyer, R.G. (2003): Firms Reap what they Sow – The Effects of Shared Values and Perceived Organizational Justice on Customers' Evaluations of Complaint Handling, in: *Journal of Marketing*, Vol. 67, No. 1, pp. 46-62.
- Min, K.S./Jung, J.M./Ryu, K./Haugtvedt, C./Mahesh, S./Overton, J. (2020): Timing of Apology After Service Failure – The Moderating Role of Future Interaction Expectation on Customer Satisfaction, in: *Marketing Letters*, Vol. 31, No. 2, pp. 217-230.
- Okazaki, S./Eisend, M./Plangger, K./de Ruyter, K./Grewal, D. (2020): Understanding the Strategic Consequences of Customer Privacy Concerns – A Meta-Analytic Review, in: *Journal of Retailing*, forthcoming.
- Rocklage, M.D./Fazio, R.H. (2015): The Evaluative Lexicon – Adjective Use as a Means of Assessing and Distinguishing Attitude Valence, Extremity, and Emotionality, in: *Journal of Experimental Social Psychology*, Vol. 56, No. 1, pp. 214-227.
- Roschk, H./Gelbrich, K. (2014): Identifying Appropriate Compensation Types for Service Failures – A Meta-Analytic and Experimental Analysis, in: *Journal of Service Research*, Vol. 17, No. 2, pp. 195-211.
- Roschk, H./Gelbrich, K. (2017): Compensation Revisited – A Social Resource Theory Perspective on Offering a Monetary Resource After a Service Failure, in: *Journal of Service Research*, Vol. 20, No. 4, pp. 393-408.
- Roschk, H./Kaiser, S. (2013): The Nature of an Apology – An Experimental Study on How to Apologize After a Service Failure, in: *Marketing Letters*, Vol. 24, No. 3, pp. 293-309.
- Roschk, H./Trabold, W./Gelbrich, K. (2018): Insights from Social Resource Theory for Service Business Development, in: Bruhn, M./Hadwich, K. (Eds.): *Service Business Development*, Wiesbaden, pp. 41-58.
- Russell, S.J./Norvig, P. (2010): *Artificial Intelligence – A Modern Approach*, 3rd edition, Essex.
- Rust, R.T./Huang, M.-H. (2014): The Service Revolution and the Transformation of Marketing Science, in: *Marketing Science*, Vol. 33, No. 2, pp. 206-221.
- SAS Institute (2020): *Machine Learning – What It Is and Why It Matters*, https://www.sas.com/en_us/insights/analytics/machine-learning.html (retrieved on 16.11.2020).

- Solomon, M. (2016): Customer Service Best Practices – The Ritz-Carlton’s Powerful System for Making Sure They Spread, in: *Forbes*, <https://www.forbes.com/sites/micahsolomon/2016/01/10/steal-the-ritz-carltons-powerful-system-for-spreading-customer-service-best-practices/#3acd729a2aef> (retrieved on 12.08.2020).
- Stauss, B./Seidel, W. (2014): *Beschwerdemanagement – Unzufriedene Kunden als profitable Zielgruppe*, 5th edition, Munich.
- Wirtz, J./McColl-Kennedy, J.R. (2010): Opportunistic Customer Claiming During Service Recovery, in: *Journal of the Academy of Marketing Science*, Vol. 38, No. 5, pp. 654-675.
- Valentini, S./Orsingher, C./Polyakova, A. (2020): Customers’ Emotions in Service Failure and Recovery – A Meta-Analysis, in: *Marketing Letters*, Vol. 31, No. 2, pp. 199-216.
- Valin, J. (2018): Humans Still Needed – An Analysis of Skills and Tools in Public Relations, https://www.researchgate.net/publication/325344241_Humans_still_needed_An_analysis_of_skills_and_tools_in_public_relations?channel=doi&linkId=5b06dbd74585157f870a5322&showFulltext=true (retrieved on 12.08.2020).
- Van Vaerenbergh, Y./Larivière, B./Vermeir, I. (2012): The Impact of Process Recovery-Communication on Customer Satisfaction, Repurchase Intentions, and Word-of-Mouth Intentions, in: *Journal of Service Research*, Vol. 15, No. 3, pp. 262-279.
- Van Vaerenbergh, Y./Varga, D./De Keyser, A./Orsingher, C. (2019): The Service Recovery Journey – Conceptualization, Integration, and Directions for Future Research, in: *Journal of Service Research*, Vol. 22, No. 2, pp. 103-119.
- Zeithaml, V.A./Bitner, M.J. (2003): *Services Marketing – Integrating Customer Focus Across the Firm*, New York.



Wassili Lasarov

Nachhaltiger Konsum im digitalen Zeitalter

1. Einleitung
2. Sustainable Marketing
3. Digital Marketing
 - 3.1 Digitale Marketing-Instrumente des Unternehmens
 - 3.2 Einsatz von Künstlicher Intelligenz im Marketing
 - 3.3 Unternehmerische Digitalverantwortung
 - 3.4 Internet of Things im Marketing
 - 3.5 Einsatz von digitaler Retailing/In-Store-Technologie
 - 3.6 Einsatz von Social Media im Marketing
 - 3.7 Digitale Dienstleistungen
4. Potenziale für Unternehmen und zukünftige Forschung im Schnittstellenbereich zwischen nachhaltigem und digitalem Marketing
 - 4.1 Einsatz Künstlicher Intelligenz für nachhaltige Produktempfehlungen
 - 4.2 Verflechtung von digitaler und gesellschaftlicher Unternehmensverantwortung
 - 4.3 Nachhaltigkeit im Internet of Things
 - 4.4 Nachhaltigkeit bei In-Store-Technologie
5. Fazit

Literaturverzeichnis

Dr. *Wassili Lasarov* ist Post-Doc an der Professur für Marketing der Christian-Albrechts-Universität zu Kiel.

1. Einleitung

Im vergangenen Jahrzehnt haben sich die Konsumgewohnheiten durch die Verbreitung digitaler Technologien grundlegend verändert. Schon seit vielen Jahren bestellen Konsumenten Produkte online und werden bei ihren Kaufentscheidungen von KI-gestützten Empfehlungssystemen begleitet (z. B. Amazon). Serien und Filme werden zeit- und ortsunabhängig über Video-on-Demand-Anbieter konsumiert (z. B. Netflix) und persönliche Meinungen dazu in sozialen Netzwerken (z. B. Facebook) und Microblogging-Diensten (z. B. Twitter) geteilt. Alltägliche Objekte, deren „Digitalisierung“ vor einigen Jahren unmöglich erschien, sind nun über das Internet miteinander verbunden. So könnten „intelligente“ Kleidungsstücke und Stoffe schon bald die Art revolutionieren, wie sich Menschen kleiden (z. B. Stoppa/Chiolerio 2014). Auch das „intelligente“ Wohnen gehört zunehmend zum Alltag. Häuser und Wohnungen können mit einem Hightech-Netzwerk ausgestattet werden, in dem Sensoren, Haushaltsgeräte, Unterhaltungsgeräte und die Smartphones der Bewohner miteinander verbunden sind (so genannte Smart Homes). Darüber hinaus können selbstlernende Thermostate, intelligente Sicherheitssysteme, Wasserregler und intelligente Lautsprecher sowie verknüpfte Körperfettwaagen zahlreiche Konsumentenbedürfnisse erfüllen. Diese Smart Home-Objekte ersetzen zum einen Produkte, die für viele Jahrzehnte zur Standardausstattung von Wohneinheiten gehörten (z. B. Fenster oder Wasserhähne), zum anderen ergänzen sie auch zahlreiche Produkte um weitere Funktionalitäten (z. B. Sensoren zur Temperaturmessung). In den letzten Jahren ist der Markt für Smart Home-Objekte erheblich gewachsen. So beträgt der Umsatz für diese Produkte in Deutschland bereits ca. vier Mrd. EUR (Statista 2020). Zudem geben bereits 31 Prozent der Deutschen an, dass sie mindestens über einen Smart Speaker verfügen (onetoone.de 2020). Prognosen gehen davon aus, dass der deutsche Markt für Smart Home-Geräte bis 2023 um etwa 50 Prozent auf ca. sechs Mrd. EUR anwachsen wird (Statista 2020). Es wird erwartet, dass bis zum Jahre 2025 weltweit über 27 Mrd. intelligente Objekte mit dem Internet verbunden sein werden (Meyer 2016).

Neben der aufkommenden Digitalisierung erlebt das Konsumentenverhalten in einem anderen Bereich eine nicht minder revolutionäre Entwicklung. Angesichts der Bedrohung durch den Klimawandel wird in Politik und Gesellschaft zunehmend ein Wandel zu einer wettbewerbsfähigen, umwelt- und sozialverträglichen Wirtschaft gefordert. Dieser Wandel kann besonders durch nachhaltigen Konsum angetrieben werden, da Konsumgüter für einen großen Anteil der CO₂-Emissionen verantwortlich sind (DeStatis 2017). Obwohl ein Großteil der deutschen Konsumenten nachhaltigen Konsum als dringend erforderlich erachtet, sind die Konsumgewohnheiten oftmals wenig nachhaltig (Otto Group 2013). Ein Hauptgrund liegt darin, dass konventionelle Produkte in vielen Fällen günstiger, für die Konsumenten leichter zugänglich und auch bekannter als die nachhaltigen Alternativen

sind (Luchs/Kumar 2017). Daher sollten nachhaltig produzierte Produkte leichter wählbare Alternativen sein, die zudem mit einem einfachen Zugang zu transparenten Informationen für Konsumenten verbunden sind (Hoffmann/Schlicht 2013; Grunert et al. 2014).

Oftmals wird von der so genannten digitalen Revolution erwartet, dass sie eine bessere Lebensqualität für die Menschen sowie ein nachhaltiges wirtschaftliches Wachstum und Innovationen ermöglicht. Damit einhergehend glauben 35 Prozent der europäischen Bürger, dass Investitionen in Forschung und Entwicklung zur Suche nach technologischen Lösungen eine der wirksamsten Maßnahmen zur Lösung von Umweltproblemen sind (Europäische Kommission 2017). In diesem Sinne sollten digitale Technologien den Verbrauchern helfen, ihre Umweltbelastung zu reduzieren. In einigen Bereichen kann die digitale Revolution ihr Versprechen einhalten: So unterstützen intelligente Technologien Konsumenten dabei, ihren Energie-, Strom- und Wasserverbrauch im Haushalt zu reduzieren und somit einen positiven Beitrag zum Umweltschutz zu leisten. Darüber hinaus existieren bereits die technischen Voraussetzungen, um Konsumenten darin zu unterstützen, ihre täglichen Konsumentscheidungen nachhaltiger zu gestalten. Da beispielsweise die subjektiven Kosten von nachhaltigen Produkten (wie der Aufwand bei der Suche) oftmals als vergleichsweise hoch empfunden werden (Luchs/Kumar 2017), können besonders KI-gestützte Empfehlungssysteme eine wertvolle Hilfe sein. Allerdings schöpfen viele Empfehlungssysteme ihr Potenzial noch nicht voll aus, da sie meist nur Informationen zur Verfügung stellen, die sich auf den individuellen Nutzen der Konsumenten beziehen (z. B. eine möglichst günstige Jacke) und dabei gesellschaftliche Interessen (z. B. eine möglichst nachhaltige Jacke) vernachlässigen. Auch in der akademischen Welt haben digitale Technologien im Bereich der Marketing- und Konsumentenverhaltensforschung viel Beachtung gefunden – so gibt es bereits zahlreiche Studien, die die Motive von Konsumenten zur Nutzung von Smart Home-Geräten untersuchen (De Silva et al. 2012; Marikyan et al. 2018). Allerdings widmet sich die Forschung hauptsächlich ökonomischen Motiven (z. B. Kostenersparnisse durch einen effizienteren Wasserverbrauch), während die ökologische Perspektive smarter Technologien bisher weitestgehend vernachlässigt wurde. Ebenso wurden zahlreiche Studien veröffentlicht, die zukünftige Anwendungsmöglichkeiten digitaler Technologien im Marketing vorschlugen, allerdings gab es bisher keine Forschungsbemühungen, die eine zukünftige Zusammenführung von nachhaltigem Konsumentenverhalten und dem Einfluss digitaler Technologien auf Konsumenten und Unternehmen behandelten.

Um die Schnittstellen der beiden beleuchteten Entwicklungen zu identifizieren, skizziert der vorliegende Beitrag zunächst den aktuellen Stand der Forschung im Bereich des nachhaltigen Marketing. Diesem wird die Beschreibung wichtiger Entwicklungen in Themengebieten des Digital Marketing in Forschung und Praxis gegenübergestellt. Hierbei geht der Autor auf digitale Marketing-Instrumente von Unternehmen ein sowie auf den Einsatz Künstlicher Intelligenz im Marketing, die unternehmerische Digitalverantwortung, die Bedeutung des Internet of Things im Marketing, den Einsatz digitaler Technologien im stationären Handel, die sich wandelnde Bedeutung von Social Media im Marketing und die KI-getriebene Entwicklung von digitalen Dienstleistungen. Abschließend werden für

die vorgestellten Themenfelder Implikationen für künftige Forschung sowie Anwendungspotenziale für Unternehmen mit dem Ziel diskutiert, digitale Technologien zur Transformation des Verbraucherverhaltens hin zu nachhaltigen Konsum- und Lebensstilen einzusetzen.

2. Sustainable Marketing

Während in vielen Bereichen des Marketing untersucht wird, wie der Konsum der Befriedigung individueller Wünsche und Bedürfnisse dienen kann (Csikszentmihalyi 2000), zielt nachhaltiges Marketing darauf ab, Verbraucher zu umweltfreundlicheren Konsumentscheidungen zu motivieren und damit ihren Ressourcenverbrauch zu reduzieren. Dies kann zum einen durch den Konsum gesellschaftlich vorteilhafter Produkte mit positiven Umweltauswirkungen bewirkt werden (z. B. Campbell/Winterich 2018). Konsumenten achten beispielsweise darauf, dass die Produktions- und Lieferbedingungen sowie die Entsorgung der konsumierten Produkte möglichst ressourcenschonend sind (z. B. Luchs et al. 2012). Zum anderen können Individuen auch die Gesamtmenge ihres Konsums der Umwelt zuliebe reduzieren (z. B. Chatzidakis/Lee 2013; Seegebarth et al. 2016) z. B. durch die Einsparung von Energie und Wasser im Haushalt (z. B. Lin/Chang 2012; White et al. 2014). Angesichts der gesellschaftlichen Probleme, die mit dem Klimawandel einhergehen, steigt die Nachfrage nach nachhaltigen Produkten kontinuierlich (Gershoff/Frels 2014). Viele Konsumenten zeigen sich dementsprechend bereit, die zusätzlichen Kosten auf sich zu nehmen, die häufig mit nachhaltigem Konsum verbunden sind. So geben beispielsweise 66 Prozent der Verbraucher weltweit an, dass sie bereit sind, für nachhaltige Angebote mehr zu bezahlen (Nielsen 2015). Allerdings wird auch häufig berichtet, dass Verbraucher nicht so leicht von nachhaltigen Konsumgewohnheiten überzeugt werden können (White et al. 2019). Selbst Verbraucher, die eine positive Einstellung zu umweltschonendem Verhalten haben, zeigen oftmals kein nachhaltiges Handeln (White et al. 2019). Diese "Einstellungs-Verhaltens-Lücke" wurde in der Forschung bereits oft untersucht und als eine der größten Herausforderungen der Moderne angesehen (z. B. Luchs/Kumar 2017; White et al. 2019).

Um die Einstellungs-Verhaltens-Lücke zu schließen und somit nachhaltigen Konsum zu fördern, wurden in den vergangenen Jahren neben politischen Steuerungsansätzen (z. B. Steuern auf Benzin oder Fleisch) verhaltensökonomische Instrumente entwickelt und in der Forschung untersucht. So wird beispielsweise durch Nudging die Entscheidungsarchitektur in (Konsum-)Situationen dahingehend verändert, dass eine gesellschaftlich erwünschte Entscheidung (z. B. nachhaltiger Konsum) für Individuen als besonders reizvoll erscheint (Sunstein 2014). Technische Innovationen, neue Geschäftsmodelle und politische Maßnahmen tragen zudem mehr und mehr dazu bei, die durch nachhaltigen Konsum ausgelösten Zielkonflikte in Konsumenten (individuelle vs. gesellschaftliche Interessen) zu lösen. So helfen beispielsweise technische Effizienzgewinne durch energiesparende

Geräte, Hausisolierung und wassersparende Geräte, die Einstellungs-Verhaltenslücke zu überwinden. Studien untersuchten zudem individuelle Faktoren, die umweltfreundlichen Konsum fördern (White et al. 2019). Allerdings existieren auch zahlreiche moralische Rechtfertigungsprozesse (z. B. Gruber/Schlegelmich 2016) oder moralische Ausgleichsmechanismen (z. B. Mullen/Monin 2001), mit denen Konsumenten kognitive Dissonanzen auflösen, die durch den Konflikt zwischen den normativen Erwartungen an den gesellschaftlich-vorteilhaften (nachhaltigen) Konsum und den eigenen individuellen Interessen entstehen. Diese „Wohlfühlmechanismen“ führen dann wiederum dazu, dass nachhaltiger Konsum mit einem guten Gefühl vermieden werden kann.

3. Digital Marketing

In den vergangenen Jahren etablierte sich das Digital Marketing als wichtige Komponente des Marketing, die Internet- und online-basierte digitale Technologien wie Computer, Mobiltelefone und andere digitale Medien und Plattformen zum Verkauf von Produkten und Dienstleistungen nutzt (Kannan 2017). Aus Unternehmenssicht sind mit dem Digital Marketing Aktivitäten, Institutionen und Prozesse gemeint, die durch digitale Technologien erleichtert werden, um einen Wert für Kunden und andere Interessenvertreter zu schaffen, zu kommunizieren und zu liefern (Kannan 2017). Im folgenden Abschnitt diskutiert der Autor den Einfluss digitaler Technologien auf wichtige Bereiche des Marketing in Unternehmen (z. B. Marketing-Instrumente) und stelle Themengebiete vor, die in Zukunft von immer größerer Relevanz für Unternehmen sein werden (z. B. Künstliche Intelligenz, Datenschutz, das Internet of Things usw.). In Abbildung 1 werden die relevantesten konzeptionellen Studien zu den Themengebieten des Digital Marketing kurz vorgestellt.

3.1 Digitale Marketing-Instrumente des Unternehmens

Digitaler Marketing-Mix

In den letzten Jahren haben sich die Unternehmensaktivitäten in den Bereichen des Marketing-Mix‘ durch den Einsatz digitaler Technologien erheblich verändert. Aufgrund der Erweiterung von Produkten um digitale Leistungen (z. B. Navigationssysteme in Autos) und einer veränderten Art zu konsumieren (z. B. als Mitfahrer in autonomen Autos statt als aktive Fahrer) lässt sich eine Modifizierung der Produktpolitik erkennen (Davenport et al. 2020).

Themen- gebiet	Konzept- ionelle Studien	Wichtigste Eckpunkte der Studien
Digital Marketing	Kannan (2017)	Literaturüberblick in den Bereichen des Digital Marketing. Entwicklung eines konzeptionellen Rahmens, der die Schnittstellen zwischen digitalen Technologien, Marketingprozessen und Marketingstrategien diskutiert. Herleitung von Implikationen für zukünftige Forschung und Unternehmen im Bereich des Digital Marketing.
	Yadav/ Pavlou (2014)	Zusammenfassung der Marketing-Literatur zu so genannten <i>Computer-mediated environments (CME)</i> . Entwicklung eines konzeptionellen Rahmens mit 4 CME-Schlüsselinteraktionen: Verbraucher-Unternehmen-Interaktion, Unternehmen-Verbraucher-Interaktion, Verbraucher-Verbraucher-Interaktion, Unternehmen-Unternehmen-Interaktion.
Künstliche Intelligenz und Marketing	Davenport et al. (2020)	Entwicklung eines konzeptionellen Rahmens, der die Konsequenzen des Einsatzes von KI im Marketing beleuchtet. Ableitung einer Forschungsagenda dazu, wie sich Marketingstrategien und Kundenverhalten dadurch wandeln. Die Autoren schließen, dass KI als Ergänzung (statt Ersatz) menschlicher Arbeit besonders effektiv sein wird.
Digitale Dienstleis- tungen	Robinson et al. (2019)	Entwicklung eines konzeptionellen Rahmens, der den Einsatz von KI in Dienstleistungen beleuchtet. Einführung von drei neuen KI-bezogenen Dienstleistungskonzepten: <i>Counterfeit Service</i> , <i>Interspecific Service (KI zu Mensch)</i> , <i>Inter-AI Service (KI zu KI)</i> . Forschungsagenda zum Einsatz von KI in dyadischen Dienstleistungsbeziehungen.
	Huang/Rust (2018)	Entwicklung einer Theorie, die unterschiedliche Arten von KI spezifiziert, die für Serviceaufgaben erforderlich sind. Diskussion, wie zukünftige Aufgaben im Dienstleistungsbereich zwischen Menschen und Technologien verteilt werden können. Herleitung von künftigen Forschungs- und Praxisimplikationen im Dienstleistungsmarketing.
Daten- schutz	Martin/ Murphy (2016)	Zusammenfassung der Literatur zur Datenschutzforschung im Marketing und verwandten Disziplinen. Untersuchung von theoretischen und empirischen Befunden zum Umgang mit Datensicherheit und theoretische Ausweitung des Datenschutzkonzepts. Herleitung künftiger Forschungsthemen in einem mehrdimensionalen Ansatz.
	Lobschat et al. (2020)	Einführung des Konzepts der <i>Corporate Digital Responsibility (CDR)</i> . CDR ist die Gesamtheit aller gemeinsamen Werte und Normen eines Unternehmens, die den Einsatz von digitalen Technologien und den Umgang mit Daten leiten. Herleitung zukünftiger Forschungsthemen und Anwendungsmöglichkeiten von CDR in Unternehmen.

Abbildung 1: Konzeptionelle Studien in ausgewählten Bereichen des Digital Marketing

Themen- gebiet	Konzeptionelle Studien	Wichtigste Eckpunkte der Studien
Social Media	Appel et al. (2020)	Skizzierung der Zukunft sozialer Medien im Kontext des Marketing. Die Autoren identifizieren neun Themen aus den Perspektiven der Konsumenten, der Industrie sowie öffentlicher Institutionen für die unmittelbare und entfernte Zukunft. Ableitung zukünftiger Forschungsrichtungen für Akademiker und Anwendungen für Unternehmen.
Mobile Marketing	Lamberton/Stephen (2016)	Zusammenfassung der Marketing-Literatur in den Bereichen <i>Digital Marketing</i> , <i>Social Media</i> und <i>Mobile Marketing</i> (DSMM). Identifizierung von Schlüsselthemen, die sich in diesen Bereichen abzeichnen: DSMM als Instrumente zur individuellen Selbstdarstellung sowie als Informationsquellen und Entscheidungshilfen im Konsumalltag.
	Tong et al. (2019)	Entwicklung eines Rahmens für personalisierte mobile Marketingstrategien. Aus dem Aspekt der Personalisierung werden mobile Produktpolitik, Distributionsmöglichkeiten, Preismodelle, Kommunikationsmaßnahmen und Vorhersagen von Kundenverhalten diskutiert. Daraus werden Themen für die zukünftige Forschung abgeleitet.
Internet of Things	Ng/Wakenshaw (2016)	Systematischer Überblick und Definition des <i>Internet of Things</i> aus Marketing-Perspektive. Diskussion von Implikationen und Auswirkungen auf zukünftige Forschung im Marketing sowie in anderen Forschungsgebieten (z. B. Informationssysteme, Design und Innovation, Datenschutz und Cybersicherheit, andere Bereiche der BWL).
	Hoffman/Novak (2018)	Entwicklung eines konzeptionellen Rahmens, der die Erfahrungen von Konsumenten und intelligenten Objekten im Internet-of-Things diskutiert. Die Diskussion erfolgt im Kontext von so genannte <i>Assemblages</i> , also Verbünden zwischen Technologien und/oder Menschen. Daraus werden Implikationen für zukünftige Forschung hergeleitet.
In-Store Technology	Grewal et al. (2019)	Entwicklung eines konzeptionellen Rahmens, der das zukünftige Verständnis von <i>In-Store-Technologien</i> diskutiert auf Basis einer Typologie, die sich auf den Grad der Bequemlichkeit sowie der sozialen Präsenz für den Konsumenten stützt. Darauf aufbauend werden Implikationen für zukünftige Forschung entwickelt.
Digital Business Platforms	Rangaswamy et al. (2020)	Entwicklung eines konzeptionellen Rahmens und Skizzierung des Einflusses des Marketing in <i>Digital Business Platforms</i> (DBP). Durch DBP ermöglichte Interaktionen und daraus generierte Daten sind hierbei die Schlüsselfaktoren der Wertschöpfung. Diskussion der Neukonzeption von traditionellen Marketing-Rollen durch DBPs.

Abbildung 1: Konzeptionelle Studien in ausgewählten Bereichen des Digital Marketing (Fortsetzung)

Unternehmen ergänzen ihre Preispolitik um neue, digitale Preismodelle (z. B. Produktbündel, (Ad-free) Freemium, Name-Your-Own-Price-Modelle usw.) und reagieren auf

eine viel dynamischere Preisbereitschaft der Konsumenten (z. B. durch Vergleichsangebote per Smartphone am Point of Sale). Innerhalb der Kommunikationspolitik wird die personalisierte Ansprache von Konsumenten effizienter und verlässlicher (z. B. durch personalisierte Filmempfehlungen auf Netflix). Darüber hinaus erwarten Kunden ein höheres Maß an Zusatzdienstleistungen (z. B. durch ständig erreichbare Chatbots). Schließlich wird die zunehmende Nutzung von Online-Kanälen den Vertrieb von Produkten grundlegend ändern. Überdies werden sich ganze Geschäftsmodelle durch die Erfassung und Analyse des Kundenverhaltens mittels Künstlicher Intelligenz verändern; nutzen beispielsweise Online-Händler bisher vor allem Shopping-then-Shipping-Modelle, in denen Kunden erst Bestellungen aufgeben, woraufhin die Online-Händler die Produkte versenden (z. B. Agrawal et al. 2018), könnten sie in Zukunft durch den Einsatz von Künstlicher Intelligenz besser vorhersagen, was sich Kunden wünschen (werden). Wenn diese Vorhersagen ein hohes Maß an Genauigkeit erreichen, könnten Händler zu Shipping-then-Shopping-Geschäftsmodellen übergehen (Davenport et al. 2020), was den Wert für den Kunden aufgrund reduzierter Lieferzeiten erheblich erhöht.

Digitale Marketing-Strategie

Unternehmen werden ihre strategische Ausrichtung im digitalen Zeitalter, besonders im Hinblick auf ihre Markenführung und ihr Kundenmanagement, anpassen müssen. So wird sich die Interaktion zwischen Unternehmen und Konsumenten durch den Einsatz digitaler Technologien und soziale Medien ändern und den ökonomischen Erfolg eines Unternehmens maßgeblich beeinflussen. Social Customer Relationship Management verschiebt zudem den Fokus des Kundenwertes vom Kauf und Konsum eines Produktes hin zu der Funktion des Kunden als Kommunikator in sozialen Medien. Schließlich wird die Sensibilität von Konsumenten bezüglich der Verwendung personenbezogener Daten eine immer größere Rolle spielen (Lasarov/Trabandt 2020). Dies sind selbstverständlich nur einige Beispiele. Für einen umfassenderen Überblick des Digital Marketing eignen sich die konzeptionellen Studien von Kannan (2017) sowie von Yadav und Pavlou (2014) (Abbildung 1).

3.2 Einsatz von Künstlicher Intelligenz im Marketing

Digitale Technologien mit Künstlicher Intelligenz imitieren intelligentes menschliches Verhalten (Syam/Sharma 2018), indem sie große Datenmengen interpretieren, aus diesen Daten lernen und sich flexibel an die Umwelt anpassen (Kaplan/Haenlein 2019). Angesichts solcher Möglichkeiten werden sich Technologien mit Künstlicher Intelligenz zu der am häufigsten verwendeten Technologie im Geschäftsbereich entwickeln (Columbus 2019). Schon jetzt automatisieren KI-Algorithmen viele Geschäftsprozesse und führen Aufgaben weitestgehend autonom aus, z. B. die automatische Erfassung von Daten aus E-Mails, der automatisierte Ersatz verlorener Geldautomatenkarten, die Implementierung einfacher Markttransaktionen oder das „Lesen“ von Dokumenten mit Hilfe natürlicher

Sprachverarbeitung (Davenport et al. 2020). Ferner können Unternehmen mit Hilfe von Künstlicher Intelligenz aus riesigen Datenmengen (z. B. von Kunden- und Transaktionsdaten) Erkenntnisse gewinnen und vorhersagen, welche Produkte Kunden wahrscheinlich kaufen werden, oder personalisierte digitale Werbung einsetzen (Davenport et al. 2020). Davon beeinflusst sind ebenfalls alle Instrumente des Marketing Mix⁴, z. B. durch die Möglichkeiten automatisierter Preisgestaltungen oder personalisierter Produktempfehlungen. Unternehmen können ihre Ausgaben durch die Automatisierung einfacher Marketingaufgaben und die automatisierte Kundenbetreuung signifikant senken. Laut Davenport et al. (2020) werden dabei drei Aspekte Künstlicher Intelligenz in Zukunft besonders wichtig für Konsumenten und Unternehmen sein: das Intelligenzniveau der KI, die Art der von der KI zu verarbeitenden Aufgaben sowie die Einbettung der KI in humanoide Roboter. Künstliche Intelligenzen auf einem niedrigen Niveau sind momentan noch am häufigsten verbreitet und können Aufgaben nach standardisierten oder regelbasierten Mustern, mit konsistenten und fest definierten logischen Abläufen erfüllen (Huang/Rust 2018). Hoch entwickelte Erscheinungsformen von Künstlicher Intelligenz können „lernen, wie man lernt“. Ihre Herangehensweise an die Erfüllung von Aufgaben geht damit über ihre ursprüngliche Programmierung durch Menschen hinaus (Davenport et al. 2020). Bei der Art der von der KI zu verarbeitenden Aufgaben unterscheidet man zwischen der Analyse strukturierter und numerischer Daten (z. B. Zahleneingaben in fest definierten Formularen) und der Verarbeitung unstrukturierter und nicht-numerischer Daten (z. B. Text, Stimme, Bilder oder Gesichtsausdrücke). Hierbei werden Künstliche Intelligenzen in Zukunft immer effizienter mit unstrukturierten und nicht-numerischen Daten (z. B. gesprochene Sprache) umgehen können. Schließlich wird es wichtig sein, ob Künstliche Intelligenzen in humanoide Roboter eingebettet sind oder nicht. So zeigen aktuelle Forschungsergebnisse, dass Konsumenten bereitwilliger, intensiver und länger mit humanoiden Robotern interagieren als mit Robotern, die Menschen weniger ähneln, und persönliche Bindungen aufbauen, die sogar empathische Gefühle beinhalten (Davenport et al. 2020).

3.3 Unternehmerische Digitalverantwortung

Wie bereits diskutiert, ermöglicht die automatisierte Verarbeitung von sehr großen Datenmengen zum einen eine personalisierte Erfassung der Kundenpräferenzen eines Unternehmens, zum anderen kann sie aber auch zu häufigeren Verstößen gegen den Schutz der persönlichen Verbraucherdaten führen. Angesichts der daraus resultierenden Erwartungshaltung der Konsumenten, dass sie vor Verletzungen ihrer Datensicherheit geschützt werden, wird es für Unternehmen in Zukunft entscheidend sein, wie verantwortungsvoll sie mit den Daten ihrer Kunden umgehen werden. Unternehmen und öffentliche Institutionen sollten daher einen umfassenden, kohärenten Satz von Normen entwickeln, die in der Organisationskultur von Unternehmen eingebettet sind, um den Einsatz von digitalen Technologien und den Umgang mit sensiblen Daten zu steuern (Lobschat et al. 2020). In den letzten Jahren verpflichteten sich daher immer mehr Unternehmen zu einer Corporate Digital Responsibility-Strategie (CDR), um Verbraucher und die eigenen Mitarbeitenden vor

Datenmissbrauch zu schützen. In Anlehnung an die unternehmerische Gesellschaftsverantwortung (Corporate Social Responsibility), die den (freiwilligen) Beitrag der Wirtschaft zu einer nachhaltigen Entwicklung beschreibt, wird bei der unternehmerischen Digitalverantwortung (CDR) zusätzlich die gesellschaftliche und wirtschaftliche Transformation durch die Digitalisierung berücksichtigt (Lobschat et al. 2020; Lasarov/Traubandt 2020). Lobschat et al. (2020) definieren Corporate Digital Responsibility als die Gesamtheit der gemeinsamen Werte und Normen eines Unternehmens, die die Erstellung und den Betrieb von digitalen Technologien und Daten leiten sollen. Bei der Erstellung von CDR-Grundsätzen müssen Unternehmen vier Anspruchsgruppen mit teilweise entgegenstehenden Interessen berücksichtigen (Lobschat et al. 2020): erstens das Unternehmen selbst und die Auswirkungen des unternehmerischen Handelns auf Beziehungen zu anderen Unternehmen (Partner, Lieferanten, Wettbewerber usw.), zweitens Akteure innerhalb des Unternehmens (z. B. Manager, Angestellte), drittens Künstliche Intelligenzen als Akteure – hier ist besonders wichtig, wie diese Einheiten behandelt werden und wie viel Entscheidungs- und Verantwortungsautonomie ihnen zugeschrieben wird – und schließlich viertens auch Verbraucher- oder Handelsverbände als wichtige Anspruchsgruppe, da sie oftmals unmittelbar vom Umgang des Unternehmens mit digitalen Technologien und Daten betroffen sind.

3.4 Internet of Things im Marketing

Der Begriff Internet of Things (IoT) wurde erstmals von Ashton (2009) eingeführt und beschrieb zunächst die Identifikation von Alltagsgegenständen mit Hilfe von Sender-Empfänger-Systemen mit Radiowellen (RFID) und anderen Sensoren. Im Laufe der Zeit hat sich das IoT allerdings zu einem riesigen Netzwerk weiterentwickelt, in dem Gegenstände durch Sensoren über das Internet miteinander verbunden sind. Diese Gegenstände können zum einen identifiziert, lokalisiert und aus der Ferne durch Menschen bedient werden, zum anderen können sie selbstständig über das Internet miteinander kommunizieren und so verschiedene Aufgaben für ihre Besitzer erledigen (Ng/Wakenshaw 2015). Ng und Wakenshaw (2015, S. 7) definieren das IoT schließlich als „[...] system of uniquely identifiable and connected constituents (termed as internet-connected constituents) capable of virtual representation and virtual accessibility leading to an Internet-like structure for remote locating, sensing, and/or operating the constituents with real-time data/information flows between them, thus resulting in the system as a whole being able to be augmented to achieve a greater variety of outcomes in a dynamic and agile manner.“ Ng und Wakenshaw (2015) stellen verschiedene Aspekte vor, die das IoT aus Marketingperspektive besonders interessant machen. Erstens ermöglicht das IoT durch die Vernetzung verschiedener intelligenter Objekte eine extrem hohe Dichte an Informationsquellen. Die Informationen sind hierbei unabhängig von den physischen Objekten und können somit leicht transportiert und auf viele verschiedene Arten neu manifestiert werden, was Norman (2001) als Liquification bezeichnen. Damit können Konsumenten zeit- und ortsunabhängig Zugang zu gewünschten Informationen und Dienstleistungen bekommen (Norman

2001; Michel et al. 2004). Zweitens können mit dem IoT alltägliche physische Gegenstände (z. B. Autos, Kühlschränke, Uhren) mit Hilfe digitaler Technologie (z. B. RFID) um zahlreiche digitale Funktionalitäten erweitert werden (Guinard et al. 2011). Drittens ist das IoT eine Ansammlung heterogener Objekte, die miteinander interagieren und deren Gesamtheit mehr Funktionalitäten bietet als die Summe der einzelnen Komponenten. Dem entsprechend haben Forscher das IoT auch als ein mensch-zentriertes intelligentes Dienstleistungssystem definiert (Leminen et al. 2012). Schließlich sollte das IoT als Sammlung verschiedener Module mit Transaktionen und Diensten verstanden werden (Ng/Wakenshaw 2015). Des Weiteren werden vernetzte Objekte zunehmend so genannte Dynamic Service Platforms bilden (Ng/Wakenshaw 2015), also Plattformen, durch die Technologien ihre Kompetenz einsetzen, um gemeinsam mit den Konsumenten individuell zugeschnittene Produkte zu kreieren, die standortunabhängig konsumiert werden, z. B. ein individueller Netflix-Zugang zuhause und im Urlaub (Vargo/Lusch 2008). Das Aufkommen der Dynamic Service Platforms wird so das Design von Produkten, Produktdifferenzierungen und Bezahlmethoden grundlegend ändern. Alltägliche Gegenstände, die zu intelligenten Objekten im IoT erweitert werden, erzeugen schließlich einen automatischen Echtzeit-Datenfluss. Diese Objekte versenden also umfangreiche Datenmengen, und zwar nicht nur über ihren eigenen Betrieb, sondern auch über die Umgebung, in der sie sich gerade befinden. Damit einhergehend ist es notwendig, dass effizientere Datenspeicherkapazitäten und Rechengeschwindigkeiten eine Datenerfassung in einem noch nie dagewesenen Ausmaß ermöglichen. Die Umwandlung der Daten in verwertbare Informationen wird dennoch eine weitere große Herausforderung bleiben, die mit der Entwicklung des IoT einhergeht.

3.5 Einsatz von digitaler Retailing/In-Store-Technologie

Grewal et al. (2019) postulieren, dass sich Konsumenten und Unternehmen inmitten einer technologischen Revolution im Einzelhandel befinden. So stehen Händlern und Unternehmen immer mehr digitale Technologien zur Verfügung, mit denen sie sowohl die Abläufe in ihren Geschäften optimieren, als auch die Einkaufserlebnisse ihrer Kunden verbessern können. Grewal et al. (2019) analysieren besonders das Potenzial zur Verbesserung des Kundenerlebnisses in Geschäften, welches Teil der so genannte Customer Journey ist (Lemon/Verhoef 2016). So können Technologien wichtige Schnittstellen mit den Kunden im Laden bilden und die Ladenmitarbeitenden beim Bedienen der Kundenwünsche unterstützen. Einzelhändler müssen allerdings sorgfältig abwägen, wie genau sie mit Hilfe so genannter In-Store-Technologien kundenspezifische Bedürfnisse erfüllen wollen. Grewal et al. (2019) entwickelten dafür eine Typologisierung, die sich auf zwei Dimensionen stützt: die durch die Technologie erzeugte soziale Präsenz und die erzeugte Bequemlichkeit beim Einkauf. Soziale Präsenz bezieht sich in diesem Kontext auf das Ausmaß, in dem Verbraucher mit Hilfe einer digitalen Technologie die Anwesenheit anderer Personen spüren können (van Doorn et al. 2017). Soziale Präsenz kann aus der Interaktionen mit der Maschine selbst (z. B. einem Roboter) entstehen (Heerink et al. 2010; van Doorn et al. 2017), durch soziale Netzwerke und gemeinsame Online-Aktivitäten mit anderen Menschen

(z. B. Social-Media-Posts, gemeinsames Online-Shopping) (Zhu et al. 2010) oder eine Vermenschlichung der Technologie (z. B. menschliche Stimmen bei Sprachausgaben oder eine humanoide Erscheinungsform) (Schroll et al. 2018). Viele Konsumenten haben einen starken Wunsch nach sozialer Präsenz beim Einkauf (Donald 1991), was diesen Aspekten zusätzlich Wichtigkeit verleiht. Auf der anderen Seite erwarten viele Konsumenten ebenfalls ein hohes Maß an Bequemlichkeit beim Einkauf, wollen folglich beispielsweise weniger Zeit und Mühe investieren, um Produkte zu finden und zu kaufen. Anhand dieser beiden Dimensionen von Grewal et al. (2017) ergeben sich vier Felder. Zunächst gibt es In-store-Technologien mit einem geringen Maß an Bequemlichkeit und sozialer Präsenz (z. B. digitale Preisschilder). Diese Technologien erhöhen zwar nicht den Nutzen der Konsumenten beim Einkaufen, können allerdings Händler dabei unterstützen, Ressourcen zu sparen (z. B., weil Preisschilder nicht manuell ausgetauscht werden müssen) oder sich von Wettbewerbern abzugrenzen (z. B. durch Duftmaschinen im Laden). Darüber hinaus existieren Technologien mit hoher Bequemlichkeit und geringer sozialer Präsenz für die Konsumenten (z. B. In-store-Kiosks). Diese können insbesondere die subjektiven Kosten der Konsumenten verringern, z. B. bei so genannten Grab-und-go-Optionen. Diese Technologie wird schon von Amazon (Amazon Go 2020) eingesetzt und basiert auf KI und Kameras, die in der Decke installiert werden und die Verbraucher bei der Produktauswahl beobachten (Terdiman 2018). Diese Verwendung solcher Technologien bietet einen hohen Transaktionskomfort, da die Verbraucher das Geschäft einfach mit den Produkten verlassen können, ohne Schlange stehen und mit Bargeld oder Karte bezahlen zu müssen. Weiterhin existieren Technologien mit geringer Bequemlichkeit und hoher sozialer Präferenz (z. B. Roboter, die selbstständig Regale im Laden auffüllen und damit auch Kontakt zu den Kunden haben). Hier besteht der potenzielle Vorteil für Konsumenten darin, dass sie beispielsweise nicht mit leeren Lagerbeständen konfrontiert werden. Größere Komfortvorteile ergeben sich allerdings auf Unternehmensebene, da die Lagerhaltungsroboter die Mitarbeiterkosten reduzieren und die Effizienz der Lagerhaltung erhöhen. Mit Projektionssystemen für soziale Posts können Händler außerdem eine bessere persönliche Beziehung zu Konsumenten aufbauen, auch wenn die projizierten Bilder und Social Media Posts den Einkauf nicht bequemer gestalten. Und schließlich können In-store-Technologien sowohl ein hohes Maß an Bequemlichkeit als auch ein hohes Maß an sozialer Präsenz erzeugen (z. B. Smart Displays). So befindet sich ein interaktiver Spiegel von H&M in New York an einer prominenten Stelle im Flagshipstore. Der Spiegel aktiviert sich selbstständig und beginnt zu sprechen, wenn Kunden in seiner Nähe stehen. Er fragt dann, ob die Kunden ein Selfie von sich machen lassen wollen oder sich individuell von der Mode inspirieren lassen wollen. Im zweiten Fall zeigt der Spiegel die Kunden in von ihnen ausgewählten Outfits (Grewal et al. 2017). Laut Hasselhof (2019) machten täglich mehr als 100 Kunden ein Selfie, von denen 86 Prozent auch QR-Codes scannten und damit in den E-Commerce-Bereich von H&M umgeleitet wurden. Der interaktive Spiegel von H&M weist sowohl ein hohes Maß an sozialer Präsenz (d. h. Interaktionen mit Kunden) als auch an Bequemlichkeit auf (die Kunden können schauen, wie sie mit verschiedenen Outfits aussehen). Virtual Reality- und Augmented Reality-Technologien haben ebenfalls das Potenzial, sowohl die Bequemlichkeit (z. B. durch Unterstützung beim Auffinden von Produkten im

Laden mit AR-Brillen) als auch die soziale Präsenz (z. B. durch die Verknüpfung der AR-Brille mit dem Social Media-Profil der Konsumenten) beim Einkauf maßgeblich zu erhöhen.

3.6 Einsatz von Social Media im Marketing

Appel et al. (2019) definieren soziale Medien (Social Media) als ein technologiezentriertes, aber nicht vollständig technologisches Ökosystem, in dem vielfältige und komplexe Arten von Verhaltensweisen, Interaktionen und Austauschvorgängen stattfinden, an denen verschiedene Typen von miteinander verbundenen Akteuren (Einzelpersonen und Unternehmen, Organisationen und Institutionen) beteiligt sind. Appel et al. (2020) skizzierten verschiedene Themenbereiche innerhalb des Marketing, die in Zukunft für Unternehmen und Forscher relevant sein werden. Davon werden im Folgenden diejenigen Bereiche vorgestellt, die besonders für Unternehmen relevant sind. Zum einen wird die Bedeutung von Influencern als Werbepartner für Unternehmen auch in Zukunft stetig ansteigen, obwohl Untersuchungen zeigen konnten, dass „Likes“ und positive Kommentare von Influencern kaum Einfluss auf die Einstellungen oder das Verhalten von Konsumenten gegenüber Marken haben (z. B. Mochonetal 2017). Unternehmen werden daher zunehmend so genannte Micro-Influencer engagieren, also Personen, die zwar weniger Follower haben (ca. 1.000 bis 100.000), allerdings auf diese effektiver einwirken können. Unternehmen sollten daher abwägen, welche Eigenschaften und Qualitäten (z. B. Authentizität, Vertrauen, Glaubwürdigkeit und Sympathie) die Beiträge eines prominenten Influencers erfolgreicher machen können als die Beiträge von wesentlich günstigeren Micro-Influencern oder sogar animierten/KI-gestützten CGI-Influencern. Ebenso werden Unternehmen besser verstehen müssen, ob der Erfolg von durch Influencer unterstützten Beiträgen mit den Qualitäten des Influencers zusammenhängt, mit der Art des geposteten Inhaltes oder mit der Tatsache, dass das Produkt von einem Influencer unterstützt wurde. Ferner wachsen in Konsumenten zunehmend Bedenken hinsichtlich der Einhaltung des Datenschutzes, die sich negativ auf das Kundenverhältnis zu Marken und sozialen Medien auswirken können (Appel et al. 2020). Viele Konsumenten löschen ihre Social-Media-Präsenz aus Angst vor der missbräuchlichen Verwendung ihrer persönlichen Daten (Edelman 2018). Diese Entwicklung kann nicht nur für Social Media-Plattformen nachteilig sein, sondern auch den Erfolg von Unternehmen gefährden. Denn viele Konsumenten glauben, dass nicht die Plattform oder einzelne Nutzer, sondern Marken für negative Inhalte in sozialen Medien verantwortlich sind (z. B. unangemessene Inhalte, Fake News) (Edelman 2018). Daher sollten sich Unternehmen schon allein aus diesen Gründen für die Entfernung von gefälschten oder hasserfüllten Inhalten einsetzen und einen zuverlässigen Schutz von Kundendaten gewährleisten, um in der zunehmend undurchsichtigen Welt der sozialen Medien ein (berechtigtes) Gefühl des Vertrauens herzustellen. Ferner wird die auf sozialen Medien basierende Kundenbetreuung in Zukunft noch individueller, persönlicher und allgegenwärtiger sein (Appel et al. 2020). Unternehmen werden beispielsweise mit unsichtbaren Kundenmanagementsystemen (Haenlein 2017) frühe Anzeichen von Problemen erkennen können, indem sie Äußerungen ihrer Kunden, deren Konsumverhalten oder sogar deren

physiologische Daten (z. B. Schlafgewohnheiten, die mit Smart Watches erfasst werden) analysieren, noch bevor die Kunden selbst die Probleme erkennen. Unternehmen werden zudem durch Systeme der Sprach- und Bilderkennung sowie der Analyse von Emotionen Konsumenten besser verstehen können (Sheth 2017). Schließlich werden sich auch die Inhalte, die auf sozialen Medien präsentiert werden, weiterentwickeln. Wurden bisher vornehmlich Texte, Bilder und Videos veröffentlicht, werden in Zukunft weitere sensorische Stimuli eine Rolle spielen, die die bisherigen audiovisuellen Reize ergänzen werden. So werden schon jetzt soziale Medien um die Anwendung von Augmented Reality- und Virtual Reality-Technologien ergänzt (Appel et al. 2020). Ferner werden haptische Reize in Zukunft leichter über soziale Medien transponiert werden können (Appel et al. 2020). Zukünftige Forschung wird sich dieser Entwicklung annehmen müssen und untersuchen, wie diese neuen sensorischen Möglichkeiten die Erstellung und den Konsum von Inhalten in sozialen Medien verändern. Forscher und Unternehmen werden ebenfalls analysieren, wie Praktiker diese Instrumente nutzen können, um ihre Angebote zu verbessern und ihre Interaktionen mit Kunden zu steigern. In diesem Zusammenhang wäre beispielsweise von Bedeutung, wie solche sensorischen Formate die Kluft zwischen dem Online- und dem Offline-Raum überbrücken können. In Verbindung mit der parallel wachsenden Bedeutung von Künstlicher Intelligenz werden Unternehmen immer mehr KI in sozialen Medien einsetzen (z. B. Chatbots), um beispielsweise eine ständige Erreichbarkeit zu garantieren. Zukünftige Forschung sollte sich daher der Frage widmen, wie die Interaktionen mit nicht-menschlichen Gesprächspartnern auf Konsumenten wirken wird (Appel et al. 2020).

3.7 Digitale Dienstleistungen

Die kontinuierliche Verbreitung von Technologien mit Künstlicher Intelligenz (KI) im Dienstleistungsbereich (Rust/Huang 2014) wird besonders durch die Zunahme von Selbstbedienungstechnologien (Meuter et al. 2000), einer höheren Produktivität von Dienstleistern (Rust/Huang 2012) sowie einer Vergrößerung des Dienstleistungssektors allgemein sichtbar (Rust/Huang 2014). So begrüßen und bedienen schon jetzt Restaurants und Einkaufsläden ihre Kunden mit sozialen Robotern (Choudhury 2016; Huang/Rust 2017). Damit einhergehend stellt die Künstliche Intelligenz allerdings auch eine Bedrohung für viele Arbeitsplätze im Dienstleistungssektor dar. Bisher galt noch die weit verbreitete Auffassung, dass sich selbst gering qualifizierte Dienstleistungen auf ein ausgeprägtes kontextabhängiges Verständnis sowie eine spontane und interaktive Kommunikation stützen und daher schwieriger zu automatisieren sind als beispielsweise Fertigungsjobs (Autor/Dorn 2013). Allerdings könnten digitale Technologien wohl schon in naher Zukunft auch diese Art von Aufgaben übernehmen und selbst komplexere und verantwortungsvollere Bereiche von Menschen übernehmen (Huang/Rust 2017). Huang und Rust (2017) spezifizieren vier Typen von Künstlicher Intelligenz, die im Dienstleistungsbereich vorkommen (werden): Mechanische Intelligenz beschreibt einen minimalen Lern- oder Anpassungsgrad und ist eher präzise, konsistent und effizient in der Datenverarbeitung. Beispiele sind Selbstbedienungstechnologien und Serviceroboter, z. B. McDonald's „Create Your Taste“

-Touchscreen-Kioske. Technologien mit analytischer Intelligenz nutzen ein logisches, analytisches und regelbasiertes Lernen (z. B. Machine Learning). Bekannte Beispiele hierfür sind das IBM-Schachprogramm Deep Blue sowie intelligente Systeme von Autoherstellern, in deren Autos Technologien die Problem Diagnoseaufgaben für Techniker übernehmen. Technologien mit intuitiver Intelligenz finden kreative Problemlösungen und passen sich den Situationen an. Diese Technologien lernen wie menschliche Kinder (allerdings viel schneller aufgrund ihrer Rechenleistung und Konnektivität). Beispiele sind hierfür Watson's Jeopardy, Google's DeepMind AlphaGo und der KI-Pokerspieler Libratus. Schließlich beschreibt empathische Intelligenz die Fähigkeit, die Emotionen von Menschen zu erkennen und zu verstehen sowie angemessen darauf zu reagieren und die Emotionen anderer zu beeinflussen (Goleman 1996). Diese Fähigkeiten sind in Dienstleistungen notwendig, die eine ausgeprägte Kommunikation, einen Beziehungsaufbau zum Kunden, die Führung von Mitarbeitenden oder Verhandlungen erfordern (Huang/ Rust 2017). Empathisch ausgebildete Fachkräfte finden sich in Berufen, die ein hohes Maß an Menschenkenntnis erfordern, wie z. B. Politiker, Verhandlungsführer, Psychologen oder Flugbegleiter. Technologische Beispiele hierfür sind Chatbots, die selbstständig mit Kunden kommunizieren und daraus lernen (z. B. der humanoide Roboter Sophia von Hanson Robotics oder Chatbot Replika). Huang und Rust (2017) beschreiben fünf aufeinander folgende Phasen, in denen Technologien mit Künstlicher Intelligenz schrittweise menschliche Aufgaben(-gebiete) übernehmen werden. Für jede Phase ergeben sich unzählige neue Chancen für Unternehmen, die Qualität ihrer Dienstleistungen zu optimieren. Allerdings muss mit zunehmendem Fortschreiten der technologischen Entwicklung das Verhältnis zwischen Menschen und Technologien geregelt werden. So wurden Technologien bisher häufig noch als weitestgehend unselbstständige Unterstützung menschlicher Arbeit genutzt. In der (weit entfernten und noch hypothetischen) letzten Phase werden sie menschliche Arbeit allerdings komplett ersetzen. In der ersten Phase von Huang und Rust (2017) ersetzen Technologien mit KI zunächst mechanische Aufgaben von Menschen. Diese Phase haben wir in den letzten Jahren beobachtet. Dadurch erhöht sich die Nachfrage nach menschlicher Arbeit, die ausgeprägte intelligente Fähigkeiten erfordert, während mechanische Aufgaben Technologien überlassen werden. In der zweiten Phase werden Technologien sowohl mechanische als auch analytische Aufgaben erledigen können. Diese Phase erscheint gegenwärtig noch fremd, da sich der Ersatz von analytischen Berufen durch Künstliche Intelligenz gerade erst abzeichnet. So werden beispielsweise zunehmend Aufgaben von Vertragsmechanikern für bestimmte Automarken durch Selbsterkennungs- und Reparatur-Tools ersetzt, die teilweise schon in den Autos implementiert sind (Huang/Rust 2017). In der dritten Phase werden digitale Technologien mechanische, analytische und intuitive Arbeiten ersetzen. So können Künstliche Intelligenzen beispielsweise das Einkaufserlebnis von Konsumenten am PoS selbstständig individualisieren, z. B. durch Augmented Reality-Brillen, die die Produkte im Regal nach den individuellen Präferenzen filtern. In der vierten Phase werden mechanische, analytische, intuitive und empathische Arbeiten durch KI-gestützte Technologien ersetzt. Empathische KI wird derzeit für alle Aspekte von Dienstleistungen entwickelt, sowohl im Front-End als auch im Back-End. Bei Front-End-Interaktionen, bei schwierigem oder kommunikationsintensivem Kundenservice können emotionale Bots die Belastung der Kundenbetreuer verringern und die

Frustration der Verbraucher lindern. So spricht der Chatbot Replika nicht nur mit Menschen, sondern lernt und imitiert auch ihren Textstil und personalisiert somit die Kommunikation (Huet 2016). In dieser Phase werden alle menschlichen Arbeitsplätze durch KI bedroht sein. Lediglich empathische Arbeiten werden vor allem durch Menschen ausgeführt. In Phase fünf kann Künstliche Intelligenz im Prinzip die menschliche Arbeitskraft vollständig ersetzen.

4. Potenziale für Unternehmen und zukünftige Forschung im Schnittstellenbereich zwischen nachhaltigem und digitalem Marketing

Im folgenden Abschnitt werden für die vorher besprochenen Themenfelder, die durch den Einsatz digitaler Technologien maßgeblich beeinflusst (oder dadurch überhaupt erst entwickelt) werden, Implikationen für Forschung und Praxis vorgeschlagen. Dies geschieht insbesondere im Hinblick auf die Förderung nachhaltiger Konsum- und Lebensstile. Hierbei wird insbesondere die Rolle der Technologien mit Künstlicher Intelligenz diskutiert. Ferner geht es darum, dass sich Unternehmen angesichts der Verflechtung ihrer digitalen und gesellschaftlichen Verantwortung positionieren müssen und die Wechselwirkungen zwischen digitaler und gesellschaftlicher Unternehmensverantwortung bedenken sollten. Des Weiteren wird durch die Nutzung von digitalen In-Store-Technologien das Einkaufserlebnis im stationären Handel verändert werden und dies bietet die Chance, es möglichst nachhaltig zu gestalten. Schließlich öffnet sich für Gesellschaft und Unternehmen die große Möglichkeit, das Internet of Things nachhaltig zu gestalten.

Die anderen in diesem Artikel diskutierten Themenfelder bieten ebenso zahlreiche Potenziale zu Förderung nachhaltigen Konsums unter Zuhilfenahme digitaler Technologien. So können Unternehmen den eigenen Marketingmix stärker an die persönlichen Präferenzen ihrer Kunden anpassen und den Vertrieb von nachhaltigen Produkten optimieren. Digitale Preismodelle können dabei unterstützen, flexible und individuell angepasst Preise anzubieten. So könnten beispielsweise Sharing-Plattformen Freemium-Modelle anbieten, damit zu Beginn möglichst viele Kunden an der Plattform partizipieren. Nachhaltige Produkte können um digitale Leistungen erweitert werden. Ein Beispiel hierfür wären umfangreiche Informationsangebote zur fairen Herstellung und Herkunft der Produkte. Auch im Bereich der nachhaltigen Dienstleistungen, können digitale Technologien beim Verkauf nachhaltiger Produkte unterstützen. Künstliche Intelligenz könnte im Dienstleistungsbereich den Verkäufern Echtzeit-Feedback geben, um ihnen zu helfen, ihre laufenden Verkaufsgespräche mit Hilfe von Bewertungen der Reaktionen des Kunden (Sprache, Mimik, Gestik) zu verbessern. Auch der Verkaufsprozess kann in Gegenwart von KI optimiert und dabei die Fähigkeiten der Verkäufer angepasst werden, um die Künstliche In-

telligenz sinnvoll einsetzen zu können. Dies ist im Zusammenhang mit nachhaltigen Einkäufen besonders wichtig, da die Verkäufer mit technologischer Unterstützung Einkaufsbarrieren mindern können. So können beispielsweise in einem persönlichen Kundengespräch die Vorbehalte des Kunden gegenüber nachhaltigen Alternativen erfasst werden und gestützt durch eine automatisierte Präferenzanalyse geeignete Vorschläge zur Überwindung gegeben werden. Auch die Nutzung von Social Media kann in Zukunft Unternehmen beim Verkauf nachhaltiger Produkte unterstützen, insbesondere, weil soziale Normen und Vorbilder einen positiven Einfluss auf das Konsumverhalten haben können (z. B. Goldstein et al. 2008). Hier könnten beispielsweise (Micro-) Influencer genutzt werden, um die Vorteile nachhaltiger Produkte zu erläutern und zu bewerten

4.1 Einsatz Künstlicher Intelligenz für nachhaltige Produktempfehlungen

Unternehmen werden durch den Einsatz Künstlicher Intelligenz das Verhalten ihrer bestehenden und ihrer potenziellen Kunden zukünftig wesentlich besser vorhersagen können. Viele Unternehmen nutzen bereits jetzt KI-Algorithmen, um automatisiert Kundeninformationen (z. B. Social Media-Posts) zu analysieren und ihre Kommunikation entsprechend ausrichten zu können. Digitale Technologien mit Künstlicher Intelligenz können auch genutzt werden, um Hemmnisse zu beseitigen, die Konsumenten vom Kauf nachhaltiger Produkte abhalten. So denken viele Konsumenten bei nachhaltigen Alternativen meist an die erhöhten subjektiven Kosten bei der Suche (z. B. durch längere Suchzeiten und geringere Verfügbarkeiten) und beim Kauf (z. B. durch höhere Preise) der Produkte. Zudem sind die zu Beginn diskutierten Nudges zu nachhaltigem Konsum oftmals nicht effektiv, da deren Wirksamkeit von zahlreichen individuellen Faktoren abhängt und sogar zu ungewollten Konsequenzen führen kann (z. B. soziale Normen: Lasarov/Hoffmann 2018; physiologische/psychologische Faktoren: Hoffmann et al. 2019). Um die Suchkosten zu verringern, optimale Preise zu kalkulieren und sogar effektiveres Nudging zu ermöglichen, können Unternehmen so genannte Recommendation Systems nutzen. Recommendation Systems berücksichtigen, basierend auf KI-Algorithmen, die Präferenzen von Konsumenten gemeinsam mit den Präferenzen anderer Konsumenten, Expertenmeinungen sowie produktbezogenen und demographischen Merkmalen, um daraus optimale Produktempfehlungen zu ermitteln (z. B. Ying et al. 2006). Recommendation Systems kommen bereits zum Einsatz (z. B. Produktempfehlungen bei Amazon, Film- und Serienempfehlungen bei Netflix), leisten allerdings bisher meist keine Unterstützung bei der Suche nach nachhaltigen Produkten. Mit Hilfe nachhaltiger Recommendation Systems können Händler die Auswahloptionen von nachhaltig interessierten Konsumenten verringern und so die Informationsflut in Einkaufssituationen verringern. KI-Algorithmen können außerdem optimale Preise für Verbraucher ermitteln, die sich den individuellen Preisbereitschaften der Konsumenten anpassen. Dies kann den Verkaufserfolg von nachhaltigen Produkten signifikant erhöhen, da höhere Preise von nachhaltigen Alternativen oftmals das größte Hindernis für Konsumenten darstellen. Überdies können KI-Algorithmen den

optimalen und individualisierten Einsatz von Nudges ermitteln und eine wirkungsvolle Ansprache und effizientes Nudging ermöglichen (z. B. durch soziale Normen). Technologien mit Künstlicher Intelligenz können also in komplexen Entscheidungssituationen die Entscheidungsqualität der Konsumenten positiv beeinflussen. So können Händler zur Nachhaltigkeit motivierten Konsumenten nützliche Hilfen zur Verfügung stellen und die Zufriedenheit ihrer Kunden erhöhen.

4.2 Verflechtung von digitaler und gesellschaftlicher Unternehmensverantwortung

Der Begriff der Verantwortung wird sich im digitalen Zeitalter sowohl für Konsumenten als auch für Unternehmen grundlegend ändern. Für Unternehmen werden hierbei verschiedene Aspekte gesellschaftlicher Verantwortung entscheidend sein. Zum einen wird sich die Digitalverantwortung von Unternehmen (CDR) mit deren Gesellschaftsverantwortung (CSR) verschränken, da die Corporate Digital Responsibility oft als Teilbereich der Corporate Digital Responsibility verstanden wird (Lobschat et al. 2020). Daher kann die öffentliche Wahrnehmung der CDR-Aktivitäten eines Unternehmens auch die Auffassung über die CSR-Aktivitäten des Unternehmens beeinflussen; warum sollten beispielsweise Unternehmen, die keinen ethischen Umgang mit den Daten ihrer Mitarbeitenden und Kunden pflegen, einen ethischen Umgang mit den Zulieferern oder den Arbeitsbedingungen ihrer Mitarbeitenden pflegen? Ebenso können nachhaltig produzierende Unternehmen mit zuverlässigen und transparenten CDR-Strategien Verbraucher von sich als Good Corporate Citizens überzeugen und so zum Konsum der angebotenen Produkte motivieren. Auf der anderen Seite können die CSR-Aktivitäten von Unternehmen die öffentliche Wahrnehmung der CDR-Aktivitäten prägen. So kann die Wirkung von unternehmerischen Datenschutzentscheidungen auf die Öffentlichkeit und die Kunden zweischneidig sein und daher im Licht der CSR-Aktivitäten interpretiert werden: Sie können zum einen eine Strategie des Unternehmens widerspiegeln, von Konsumenten als besonders vertrauenswürdig wahrgenommen zu werden (Goldfarb/Tucker 2013; Martin/Murphy 2017). Zum anderen können unternehmerische Datenschutzentscheidungen auch von ethischen Bedenken geleitet sein.

Es sollte auch ein weiterer Aspekt der gesellschaftlichen Verantwortung von Unternehmen beachtet werden: Händler und Unternehmen können Konsumenten in gewisser Hinsicht Verantwortung für ihre Entscheidungen abnehmen, z. B., wenn sie ihnen personalisierte Empfehlungen geben. Dies wird sich verstärken, wenn sich die Empfehlungen auf nachhaltige Produkte beziehen. Dann sollten Unternehmen definieren, nach welchen normativen Vorgaben sie Empfehlungen aussprechen. Ebenso könnte spannend sein zu untersuchen, welche Interessen der Nutzer von smarten Objekten und Mikro-Assemblages bei der Kommunikation mit anderen Objekten oder Assemblages vertreten werden. Auch hier kann es im Bereich der Nachhaltigkeit zu einer Verantwortungsabgabe der eigenen Über-

legungen an die Künstliche Intelligenz und somit zu blindem Gehorsam (ohne Hinterfragen der Nachhaltigkeit) kommen. Schon jetzt untersuchen Studien das Zusammenspiel von digitalen Technologien und Menschen aus der Perspektive der ethischen Verantwortung und speziell der Verantwortungsabgabe (moralischen Mediation) an Künstliche Intelligenz (z. B. Glerup/Horst 2014; Misselhorn 2015; Hakli/Mäkelä 2019).

4.3 Nachhaltigkeit im Internet of Things

Nachhaltige Konsum- und Lebensstile können auf zwei verschiedene Arten erreicht werden. Zum einen über den Kauf nachhaltig produzierter und vertriebener Produkte, zum anderen über die Reduktion des Ressourcenverbrauchs, der mit dem eigenen Konsum einhergeht. Auf beiden Wegen können Konsumenten durch intelligente Objekte des Internet of Things unterstützt werden. Zum einen kann die Nutzung von Smart Home-Objekten Konsumenten dabei helfen, den Verbrauch von Energie- und Wasserressourcen zu reduzieren. Aus wissenschaftlicher Perspektive hat dieser Aspekt noch viel Potenzial für Forschung, da bisher kaum die ökologische Motivation von Konsumenten zur Nutzung von Smart Home-Objekten untersucht wurde, denn Forscher haben sich in der jüngsten Vergangenheit vornehmlich auf die egoistischen und funktionalen Vorteile von Smart Home-Objekten konzentriert. So haben Konsumenten durch die Nutzung dieser Technologien etliche finanzielle Vorteile, die sich durch Energieeinsparungen, die gleichbedeutend mit Kosteneinsparungen sind, ergeben. Ferner erhöht die Nutzung von Smart Home-Objekten auch das allgemeine Wohlbefinden der Nutzer, z. B. durch ein erhöhtes Maß an Sicherheit, eine zuverlässige Überwachung des Haushalts und einen erhöhten Komfort (z. B. Park/Lee 2014). Dementsprechend bewerben Unternehmen ihre Smart-Home-Objekte hauptsächlich mit Werbebotschaften, in denen sie die funktionalen Vorteile betonen und auf Bedürfnisse abstellen, die sich unmittelbar um die Konsumenten selbst drehen (z. B. Unterstützung, Bequemlichkeit, Sicherheit, Unterhaltung) (De Silva et al. 2012; Marikyan et al. 2018). Dabei wird in Forschung und Praxis bisher vernachlässigt, dass Smart Home-Objekte Konsumenten auch bei der Erfüllung ihrer ökologischen, gesellschaftlich-relevanten Ziele unterstützen können (Dangelico/Pontrandolfo 2010; Marikyan et al. 2018). Darüber hinaus haben nur wenige Studien (z. B. Reinisch et al. 2011; Paetz et al. 2012) die Motivation von Konsumenten zur Nutzung von Smart Home-Objekten als umweltfreundliche Hilfen untersucht. Dabei können intelligente Beleuchtungssysteme, intelligente Thermostate sowie intelligente Fenster und Rollläden den Energieverbrauch der Verbraucher signifikant senken. Sensoren an Pflanzen und Sprinklern können weiterhin den Wasserverbrauch eines Haushalts minimieren. Außerdem können Konsumenten durch Smart Meter und andere Tracking-Technologien ihren Ressourcenverbrauch verfolgen, kontrollieren und damit potenziell auch senken (Technavio 2016). Bisher bleibt jedoch unklar, in welchem Maß Verbraucher intelligente Haushaltsgegenstände überhaupt als (potenziell) umweltfreundliche Produkte wahrnehmen und wie dieses Wissen erhöht werden kann (Dangelico/Pontrandolfo 2010). Darüber hinaus gibt es kaum Studien zur Wirksamkeit von umweltorientierten Werbemotiven, die Verbraucher zum Kauf von smarten Objekten aus Umweltgründen anregen können (z. B. durch den Einsatz sowohl egozentrischer als auch

altruistischer/umweltorientierter Werbeappelle) (Faucheux/Nicolaï 2011; Dawid et al. 2017). Eine empirische Studie von Schill et al. (2020) legt jedoch einen ersten Grundstein für weitere Forschung auf diesem Gebiet und prüft ein empirisches Modell, das die Wirkung dreier ökologischer Anreize (generelle Umwelteinstellungen, Sorge um die negativen Konsequenzen des Klimawandels, wahrgenommener ökologischer Nutzen der Smart Home-Objekte) zur Nutzung umweltfreundlicher Produkte auf die individuelle Kaufbereitschaft von Smart Home-Objekten untersucht. Die Ergebnisse der Untersuchung bestätigen, dass ökologische Promotoren bei der individuellen Entscheidungsfindung für Smart-Home-Objekte eine entscheidende Rolle spielen.

Zum anderen können auch im IoT vernetzte Objekte gemeinsam ein Empfehlungssystem schaffen, das die Konsumenten bei dem Kauf nachhaltiger Produkte unterstützt. Anders als die bereits vorgeschlagenen nachhaltigen Recommendation Systems können die vernetzten Objekte allerdings wesentlich leistungsfähigere Makro-Assemblages bilden, die ein detailliertes Bild des Konsumverhaltens der Nutzer zeichnen können. Zudem können verhaltensbezogene "Nudges" besser in alltägliche Handlungen im Haushalt integriert werden, während viele Recommendation Systems erst bei der Suche nach bestimmten Produkten Empfehlungen aussprechen könnten, also reaktiv agieren. Forscher haben bereits im Kontext des standortbezogenen Marketing vorgeschlagen, dass Unternehmen mobile Verbraucher über ihre Mobilgeräte mit personalisierten Marketingbotschaften erreichen könnten, die basierend auf der geografischen Lage und einer Einschätzung der Präferenzen gesendet werden (Xu et al. 2011). Vernetzte intelligente Objekte könnten die täglichen Routinen der Verbraucher (z. B. durch eine regelmäßige Abfrage des Wetters bei Amazon Alexa) und die Kontexte in Konsumsituationen analysieren und daraus persönliche Empfehlungen entwickeln. Des Weiteren könnten Daten über Prozesse erfasst werden, die nicht unmittelbar mit einem Kaufvorgang in Verbindung stehen (z. B. Hungergefühl, Pulsfrequenz usw.). Individualisierte Nudges könnten dementsprechend optimiert werden (z. B. können physiologische Vorgänge die Reaktionen von Konsumenten auf nachhaltige Werbebotschaften beeinflussen, Hoffmann et al. 2020; Lasarov et al. 2020). Dies öffnet für Forscher ein neues Feld und hilft, Konsumentenverhalten besser zu verstehen. Allerdings setzen solche Visionen auch eine kritische Prüfung aus ethischen Gesichtspunkten voraus.

4.4 Nachhaltigkeit bei In-Store-Technologie

In-Store-Technologien können sowohl durch eine Erhöhung der sozialen Präsenz als auch durch mehr Bequemlichkeit beim Einkaufserlebnis den Konsum nachhaltiger Produkte im stationären Handel fördern. Augmented Reality-Brillen, Virtual Reality-Brillen und smarte Regale oder Warenträger (so genannte Smart Shelves) können beispielsweise Konsumenten beim Auffinden von nachhaltigen Produkten unterstützen und damit die Bequemlichkeit bei der Suche und beim Kauf dieser Produkte erhöhen. Dies ist besonders

wichtig, da die Suche nach nachhaltigen Produkten in der Regel länger dauert als bei konventionellen Produkten. Außerdem sind Konsumenten zunehmend an Hintergrundinformationen von Produkten interessiert, die über die Angaben auf den Verpackungen hinausgehen, besonders im Zusammenhang mit nachhaltigkeitsrelevanten Informationen wie z. B. Arbeitsbedingungen der Erntearbeiter, Nachhaltigkeit der Lieferketten, Informationen zum Tierwohl, Zertifizierungen und Siegel, Bedingungen innerhalb der Lieferkette. Ferner erwarten Konsumenten immer transparentere Informationen. Diese Fülle an Informationen kann normalerweise im stationären Handel aus Platzgründen nicht zur Verfügung gestellt werden. Augmented Reality-Brillen können dieses Defizit ausgleichen und weiterführende Informationen über die betrachteten Produkte anzeigen. Zusammen mit weiteren Kennzahlen der Kunden (soziodemographisch oder Umwelteinstellungen) können auf Wunsch auch nur die individuell relevanten Informationen angezeigt werden (z. B. achten einige Konsumenten eher auf Tierwohl, während anderen die soziale Komponente der Produktion wichtig ist oder die Lieferwege möglichst gering sein sollten). Smarte Einkaufswagen (CNN 2020) helfen Konsumenten schon jetzt im Handel, die gewünschten Produkte zu finden und könnten in Zukunft auch den Weg zu dezidiert nachhaltigen Optionen anzeigen.

5. Fazit

In Zeiten des Überkonsums und des Klimawandels wird die Notwendigkeit einer Verhaltensänderung im täglichen Leben immer zwingender. Jedoch vollziehen Konsumenten und Unternehmen aufgrund verschiedenster Inhibitoren die Transformation zu einer nachhaltigen Lebensweise oftmals nicht von selbst. Um ein Leben zukünftiger Generationen zu sichern ist es folglich notwendig diese Hemmnisse zu beseitigen. Dieser Beitrag konnte das Potenzial einer Verbindung zweier Megatrends, Digitalisierung und nachhaltiger Konsum, zur Erreichung des Ziels zeigen sowie wichtige Entwicklungen in Forschung und Praxis zu Themengebieten des Digital Marketing beschreiben, die in Zukunft zunehmend relevanter werden. Von den untersuchten Themenfeldern eignen sich besonders der Einsatz Künstlicher Intelligenz im Marketing, die digitale Unternehmensverantwortung, das Internet of Things und Technologien im stationären Handel dafür, digitale Technologien zur Transformation des Verbraucherverhaltens hin zu nachhaltigen Konsum- und Lebensstilen einzusetzen. Insgesamt wird allerdings auch deutlich, dass weder Forschung noch Praxis die Potenziale von digitalen Technologien zur nachhaltigen Transformation des Konsumentenverhaltens in Gänze erkannt und/oder ausgeschöpft haben.

Literaturverzeichnis

- Agrawal, A./Gans, J.S./Goldfarb, A. (2018): *Prediction Machines – The Simple Economics of Artificial Intelligence*, Boston.
- Amazon Go (2020): <https://www.amazon.com/b?ie=UTF8&node=16008589011> (Zugriff am 17.08.2020).
- Appel, G./Grewal, L./Hadi, R./Stephen, A.T. (2020): The Future of Social Media in Marketing, in: *Journal of the Academy of Marketing Science*, Vol. 48, No. 1, S. 79-95.
- Ashton, K. (2009): That “Internet of Things” Thing, in: *RFID Journal*, Vol. 22, No. 8, S. 97-114.
- Autor, D.H./Dorn, D. (2013): The Growth of Low-Skill Service Jobs and the Polarization of the US Labor Market, in: *American Economic Review*, Vol. 103, No. 5, S. 1553-1597.
- Campbell, M.C./Winterich, K.P. (2018): A Framework for the Consumer Psychology of Morality in the Marketplace, in: *Journal of Consumer Psychology*, Vol. 28, No. 2, S. 167-79.
- Chatzidakis, A./Lee, M.S. (2013): Anti-consumption as the Study of Reasons Against, in: *Journal of Macromarketing*, Vol. 33, No. 3, S. 190-203.
- Choudhury, S.R. (2016): SoftBank’s Pepper Robot Gets a Job Waiting Tables at Pizza Hut, <https://www.cnbc.com/2016/05/24/mastercard-teamed-up-with-pizza-hut-restaurants-asia-to-bring-robots-into-the-pizza-industry.html> (Zugriff am 29.05.2017).
- CNN (2020): <https://edition.cnn.com/2019/12/23/tech/smart-shopping-cart/index.html> (Zugriff am 17.08.2020).
- Columbus, L. (2019): 10 Charts That Will Change Your Perspective of AI in Marketing, <https://www.forbes.com/sites/louisacolumbus/2019/07/07/10-charts-that-will-change-your-perspective-of-ai-in-marketing/amp/> (Zugriff am 09.07.2019).
- Csikszentmihalyi, M. (2000): The Costs and Benefits of Consuming, in: *Journal of Consumer Research*, Vol. 27, No. 2, S. 267-72.
- Danaher, P.J./Smith, M.S./Ranasinghe, K./Danaher, T.S. (2015): Where, When and How Long – Factors that Influence the Redemption of Mobile Phone Coupons, in: *Journal of Marketing Research*, Vol. 52, No. 5, S. 710-725.
- Dangelico, R.M./Pontrandolfo, P. (2010): From Green Product Definitions and Classifications to the Green Option Matrix, in: *Journal of Cleaner Production*, Vol. 18, No. 16-17, S. 1608-1628.
- Davenport, T./Guha, A./Grewal, D./Bressgott, T. (2020): How Artificial Intelligence Will Change the Future of Marketing, in: *Journal of the Academy of Marketing Science*, Vol. 48, No. 1, S. 24-42.

- Dawid, H./Decker, R./Hermann, T./Jahnke, H., Klat, W./König, R./Stummer, C. (2017): Management Science in the Era of Smart Consumer Products – Challenges and Research Perspectives, in: CEJOR, Vol. 25, No.1, S. 203-230.
- De Silva, L.C./Morikawa, C./Petra, I.M. (2012): State of the Art of Smart Homes, in: Engineering Applications of Artificial Intelligence, Vol. 25, No. 7, S. 1313-1321.
- Donald, M. (1991): Origins of the Modern Mind – Three Stages in the Evolution of Culture and Cognition, Boston.
- Edelman, K. (2018): Trust Barometer Brands Social Media, https://www.edelman.com/sites/g/files/aatuss191/files/2018-10/2018_Trust_Barometer_Brands_Social_Media_Special_Full_Report.pdf (Zugriff am 01.09.2020).
- European Commission (2017): Special Eurobarometer 468 – Attitudes of european citizens towards the environment, https://data.europa.eu/euodp/en/data/dataset/S2156_88_1_468_ENG (Zugriff am 22.06.2020).
- Faucheux, S./Nicolai, I. (2011): IT for Green and Green IT – A Proposed Typology of Eco-innovation, in: Ecological Economics, Vol. 70, No. 11, S. 2020-2027.
- Gershoff, A.D./Frels, J.K. (2014): What Makes It Green? – The Role of Centrality of Green Attributes in Evaluations of the Greenness of Products, in: Journal of Marketing, Vol. 79, No. 1, S. 97-110.
- Glerup, C./Horst, M. (2014): Mapping ‘Social Responsibility’ in Science, in: Journal of Responsible Innovation, Vol. 1, No.1, S. 31-50.
- Goldfarb, A./Tucker, C. (2011): Online Display Advertising – Targeting and Obtrusiveness, in: Marketing Science, Vol. 30, No. 3, S. 389-404.
- Goldstein, N.J./Cialdini, R.B./Griskevicius, V. (2008): A Room with a Viewpoint – Using Social Norms to Motivate Environmental Conservation in Hotels, in: Journal of Consumer Research, Vol. 35, No. 3, S. 472-482.
- Grewal, D./Noble, S.M./Roggeveen, A.L./Nordfalt, J. (2020): The Future of in-Store Technology, in: Journal of the Academy of Marketing Science, Vol. 48, No. 1, S. 96-113.
- Gruber, V./Schlegelmilch, B.B. (2014): How Techniques of Neutralization Legitimize Norm- and Attitude-Inconsistent Consumer Behavior, in: Journal of Business Ethics, Vol. 121, No. 1, S. 29-45.
- Grunert, K.G./Hieke, S./Wills, J. (2014): Sustainability Labels on Food Products – Consumer Motivation, Understanding and Use, in: Food Policy, Vol. 44, No. 1, S. 177-189.
- Haenlein, M. (2017): How to Date Your Clients in the 21st Century – Challenges in Managing Customer Relationships in Today's World, in: Business Horizons, Vol. 60, No. 5, S. 577-586.
- Hakli, R./Mäkelä, P. (2019): Moral Responsibility of Robots and Hybrid Agents, in: The Monist, Vol. 102, No. 2, S. 259-275.

- Hasselhof, A. (2019): CEO, Ombori group, Phone Interview, January 24, 2019.
- Heerink, M./Kröse, B./Evers, V./Wielinga, B. (2010): Relating Conversational Expressiveness to Social Presence and Acceptance of an Assistive Social Robot, in: *Virtual Reality*, Vol. 14, No. 1, S. 77-84.
- Hoffman, D.L./Novak, T.P. (2018): Consumer and Object Experience in the Internet of Things – An Assemblage Theory Approach, in: *Journal of Consumer Research*, Vol. 44, No. 6, S. 1178-1204.
- Hoffmann, S./Mai, R./Lasarov, W./Krause, J./Schmidt, U. (2019): Hungry Bellies Have No Ears – How and Why Hunger Inhibits Sustainable Consumption, in: *Ecological Economics*, Vol. 160, No. 1, S. 96-104.
- Hoffmann, S./Schlicht, J. (2013): The Impact of Different Types of Concernment on the Consumption of Organic Food, in: *International Journal of Consumer Studies*, Vol. 37 No. 6, S. 625-633.
- Huang, M./Rust, R.T. (2017): Technology-Driven Service Strategy, in: *Journal of the Academy of Marketing Science*, Vol. 45, No. 6, S. 906-924.
- Huang, M.H./Rust, R.T. (2018): Artificial Intelligence in Service, in: *Journal of Service Research*, Vol. 21, No. 2, S. 155-172.
- Huet, E. (2016): Pushing the Boundaries of AI to Talk to the Dead, <https://www.bloomberg.com/news/articles/2016-10-20/pushing-the-boundaries-of-ai-to-talk-to-the-dead> (Zugriff am 21.07.2017).
- Kannan, P.K./Li, A. (2017): Digital Marketing – A Framework, Review and Research Agenda, in: *International Journal of Research in Marketing*, Vol. 34, No. 1, S. 22-45.
- 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, in: *Business Horizons*, Vol. 62, No. 1, S. 15-25.
- Lamberton, C./Stephen, A.T. (2016): A Thematic Exploration of Digital, Social Media, and Mobile Marketing – Research Evolution from 2000 to 2015 and an Agenda for Future Inquiry, in: *Journal of Marketing*, Vol. 80, No. 6, S. 146-172.
- Lasarov, W./Hoffmann, S. (2018): Social Moral Licensing, in: *Journal of Business Ethics*, S. 1-22.
- Lasarov, W./Trabandt, M. (2020): Consumer Digital Responsibility, in: Heidbrink, L./Müller, S. (Hrsg.): *Consumer Social Responsibility – Zur gesellschaftlichen Verantwortung von Konsumenten*, Weimar, im Druck.
- Leminen, S./Westerlund, M./Rajahonka, M./Siuruainen, R. (2012): Towards IOT Ecosystems and Business Models, in: *Proceedings of the 4th Conference of Smart Spaces*, St. Petersburg, S. 15-26.
- Lemon, K.N./Verhoef, P.C. (2016): Understanding Customer Experience Throughout the Customer Journey, in: *Journal of Marketing*, Vol. 80, No. 6, S. 69-96.

- Lin, Y.-C./Chang, C.-C.A. (2012): Double Standard – The Role of Environmental Consciousness in Green Product Usage, in: *Journal of Marketing*, Vol. 76, No. 5, S. 125-134.
- Lobschat, L./Mueller, B./Eggers, F./Brandimarte, L./Diefenbach, S./Kroschke, M./Wirtz, J. (2019): Corporate Digital Responsibility, in: *Journal of Business Research*, im Druck.
- Luchs, M.G./Kumar M.(2017): “Yes, but This Other One Looks Better/Works Better:” – How Do Consumers Respond to Trade-Offs Between Sustainability and Other Valued Attributes?, in: *Journal of Business Ethics*, Vol. 140, No. 3, S. 567-84.
- Marikyan, D./Papagiannidis, S./Alamanos, E. (2018): A Systematic Review of the Smart Home Literature – A User Perspective, in: *Technological Forecasting and Social Change*, Vol. 138, No. 3, S. 139-154.
- Martin, K.D./Murphy, P.E. (2017): The Role of Data Privacy in Marketing, in: *Journal of the Academy of Marketing Science*, Vol. 45, No. 2, S. 135-155.
- Meuter, M.L./Bitner, M.J./Ostrom, A.L./Brown S.W. (2005): Choosing Among Alternative Service Delivery Modes – An Investigation of Customer Trial of Self- Service Technologies, in: *Journal of Marketing*, Vol. 69, No. 2, S. 61-83.
- Michel, S./Vargo, S./Lusch, R. (2008): Reconfiguration of the Conceptual Landscape – A Tribute to the Service Logic of Richard Normann, in: *Journal of the Academy of Marketing Science*, Vol. 36, No. 1, S. 152-155.
- Misselhorn, C. (Ed.) (2015): *Collective Agency and Cooperation in Natural and Artificial Systems – Explanation, Implementation and Simulation*, Heidelberg/New York.
- Mochon, D./Johnson, K./Schwartz, J./Ariely, D. (2017): What Are Likes worth? A Facebook Page Field Experiment, in: *Journal of Marketing Research*, Vol. 54, No. 2, S. 306-317.
- Mullen, E./Monin, B. (2016): Consistency Versus Licensing Effects of Past Moral Behavior, in: *Annual Review of Psychology*, Vol. 67, No. 1, S. 363-385.
- Ng, I.C./Wakenshaw, S.Y. (2017): The Internet-of-Things – Review and Research Directions, in: *International Journal of Research in Marketing*, Vol. 34, No. 1, S. 3-21.
- Nielsen (2015): Consumer Goods’ Brands That Demonstrate Commitment to Sustainability Outperform Those That Don’t, <https://www.nielsen.com/ssa/en/press-releases/2015/consumer-goods-brands-that-demonstrate-commitment-to-sustainability-outperform/> (Zugriff am 18.08.2020).
- Norman, D. (1988): *The Design of Everyday Things*, New York.
- Onetoone (2019): Smarte Technologien verändern Kaufverhalten, <https://www.one-toone.de/artikel/db/570078frs.html> (Zugriff am 18.08.2020).
- Otto Group (2013): *Lebensqualität – Konsumethik zwischen persönlichem Vorteil und sozialer Verantwortung*, Otto Group Trendstudie 2013, 4. Studie zum ethischen Konsum, https://www.ottogroup.com/media/docs/de/trendstudie/1_Otto_Group_Trendstudie_2013.pdf (Zugriff am 24.04.2018).

- Paetz, A.G./Dütschke, E./Fichtner, W. (2012): Smart Homes as a Means to Sustainable Energy Consumption – A Study of Consumer Perceptions, in: *Journal of Consumer Policy*, Vol. 35, No. 1, S. 23-41.
- Park, H.J./Lee, H.S. (2014): Product Smartness and Use-Diffusion of Smart Products – The Mediating Roles of Consumption Values, in: *Asian Social Science*, Vol. 10, No. 3, S. 54-61.
- Rangaswami, A./Moch, N./Felten, C./van Bruggen, G./Wieringa, J.E./Wirtz, J. (2020): The Role of Marketing in Digital Business Platforms, in: *Journal of Interactive Marketing*, Vol. 51, No. 1, S. 72-90.
- Reinisch, C./Kofler, M.J./Iglesias, F./Kastner, W. (2011): ThinkHome Energy Efficiency in Future Smart Homes, in: *EURASIP Journal on Embedded Systems*, Vol. 2011, No. 1, S. 1-18.
- Robinson, S./Orsingher, C./Alkire, L./De Keyser, A./Giebelhausen, M./Papamichail, K.N./Temerak, M.S. (2019): Frontline Encounters of the AI Kind – An Evolved Service Encounter Framework, in: *Journal of Business Research*, Vol. 116, No. 1, S. 366-376.
- Rust, R.T./Huang M.H. (2012): Optimizing Service Productivity, in: *Journal of Marketing*, Vol. 76, No. 2, S. 47-66.
- Rust, R.T./Huang, M.H. (2014): The Service Revolution and the Transformation of Marketing Science, in: *Marketing Science*, Vol. 33, No. 2, S. 206-221.
- Schill, M./Godefroit-Winkel, D./Diallo, M.F./Barbarossa, C. (2019): Consumers' Intentions to Purchase Smart Home Objects – Do Environmental Issues Matter?, in: *Ecological Economics*, Vol. 161, No. 1, S. 176-185.
- Schroll, R./Schnurr, B./Grewal, D. (2018): Humanizing products with handwritten typefaces, in: *Journal of Consumer Research*, Vol. 45, No. 4, S. 648-672.
- Seegebarth, B./Peyer, M./Balderjahn, I./Wiedmann, K.P. (2016): The Sustainability Roots of Anticonsumption Lifestyles and Initial Insights Regarding their Effects on Consumers' Well-Being, in: *Journal of Consumer Affairs*, Vol. 50, No. 1, S. 68-99.
- Sheth, J. (2017): The Future History of Consumer Research – Will the Discipline Rise to the Opportunity?, in: *Advances in Consumer Research*, Vol. 45, No. 1, S. 17-20.
- Statista (2020): Smart Home, <https://de.statista.com/outlook/279/137/smart-home/deutschland> (Zugriff am 18.08.2020).
- Stephen, A.T./Toubia, O. (2010): Deriving Value from Social Commerce Networks, in: *Journal of Marketing Research*, Vol. 47, No. 2, S. 215-228.
- Stoppa, M./Chiolerio, A. (2014): Wearable Electronics and Smart Textiles – A Critical Review, in: *Sensors*, Vol. 14, No. 7, S. 11957-11992.
- Sunstein, C.R. (2014): Nudging – A Very Short Guide, in: *Journal of Consumer Policy*, Vol. 37, No.4, S. 583-588.

- Syam, N./Sharma, A. (2018): Waiting for a Sales Renaissance in the Fourth Industrial Revolution – Machine Learning and Artificial Intelligence in Sales Research and Practice, in: *Industrial Marketing Management*, Vol. 69, No. 1, S. 135-146.
- Technavio (2015): Global Smart Glasses Market for Augmented Reality 2015-2019, Press Release, <http://bit.ly/1HOTWA6> (Zugriff am 30.06.2015).
- Terdiman, D. (2018): How AI is helping Amazon become a trillion-dollar company, <https://www.fastcompany.com/90246028/how-ai-is-helping-amazon-become-a-trillion-dollar-company> (Zugriff am 11.02.2019).
- Tong, S./Luo, X./Xu, B. (2020): Personalized Mobile Marketing Strategies, in: *Journal of the Academy of Marketing Science*, Vol. 48, No. 1, S. 64-78.
- van Doorn, J./Mende, M./Noble, S.M./Hulland, J./Ostrom, A.L./Grewal, D./Petersen, A. A.J. (2017): Domo Arigato Mr. Roboto – Emergence of Automated Social Presence in Organizational Frontlines and Customers' Service Experiences, in: *Journal of Service Research*, Vol. 20, No.1, S. 43-58.
- Vargo, S.L./Lusch, R.F. (2004): Evolving to a New Dominant Logic for Marketing, in: *Journal of Marketing*, Vol. 68, No. 1, S. 1-17.
- White, K./Habib, R./Hardisty, D.J. (2019): How to SHIFT Consumer Behaviors to Be More Sustainable – A Literature Review and Guiding Framework, in: *Journal of Marketing*, Vol. 83, No. 3, S. 22-49.
- White, K./Simpson, B./Argo, J.J. (2014): The Motivating Role of Dissociative Out-Groups in Encouraging Positive Consumer Behaviors, in: *Journal of Marketing Research*, Vol. 51, No. 4, S. 433-447.
- Xu, H./Luo, X.R./Carroll, J.M./Rosson, M.B. (2011): The Personalization Privacy Paradox – An Exploratory Study of Decision Making Process for Location-Aware Marketing, in: *Decision support systems*, Vol. 51, No. 1, S. 42-52.
- Yadav, M.S./Pavlou, P.A. (2014): Marketing in Computer-Mediated Environments – Research Synthesis and New Directions, in: *Journal of Marketing*, Vol. 78, No. 1, S. 20-40.
- Ying, Y./Feinberg, F./Wedel, M. (2006): Leveraging Missing Ratings to Improve Online Recommendation Systems, in: *Journal of Marketing Research*, Vol.43, No. 3, S. 355-365.
- Zhu, L./Benbasat, I./Jiang, Z. (2010): Let's Shop Online Together – An Empirical Investigation of Collaborative Online Shopping Support, in: *Information Systems Research*, Vol. 21, No. 4, S. 872-891.

2. Vertrauen und Akzeptanz in KI-basierte Dienstleistungen



Raffael Rathje, Fabio-Yannick Laschet und Peter Kenning

Künstliche Intelligenz in der Finanzdienstleistungsbranche – Welche Bedeutung hat das Kundenvertrauen?

1. Digitale Vermögensverwaltung – Dienstleistungen können digitalisiert werden, Kundenbeziehungen auch?
2. Theoretischer Rahmen und Hypothesen
3. Daten und Methodik
 - 3.1 Datenerhebung und Stichprobe
 - 3.2 Operationalisierung der Konstrukte
4. Empirische Ergebnisse
5. Diskussion und Implikationen für Theorie und Praxis
6. Limitationen und zukünftige Studien
7. Fazit – Vertrauen als Schlüsselfaktor

Literaturverzeichnis

Raffael Rathje, M.Sc. und *Fabio-Yannick Laschet*, M.Sc. sind wissenschaftliche Mitarbeitende am Lehrstuhl für BWL, insbesondere Marketing, an der Heinrich-Heine-Universität Düsseldorf. Univ.-Prof. Dr. *Peter Kenning* ist Inhaber des Lehrstuhls für BWL, insbesondere Marketing, an der Heinrich-Heine-Universität Düsseldorf.

1. Digitale Vermögensverwaltung – Dienstleistungen können digitalisiert werden, Kundenbeziehungen auch?

Der Einsatz Künstlicher Intelligenz (KI) im Rahmen der Digitalisierung der Wirtschaft hat mit seinen Möglichkeiten der Kundeninteraktion insbesondere einen Einfluss auf die Dienstleistungsbranche. Als KI wird die Fähigkeit einer Maschine bezeichnet, Ansätze menschlicher Intelligenz aufzuweisen und – in Verbindung mit Machine Learning – selbstständig durch Erfahrungen lernen zu können (Jordan/Mitchell 2015; Huang/Rust 2018). Ein Teilbereich des Dienstleistungssektors, in dem zunehmend solche Technologien zum Einsatz kommen, ist die Branche der Finanzdienstleistungen (Bruhn/Georgi 2006, S. 290ff.). Dort wird KI beispielsweise in Form einer digitalen Vermögensverwaltung im Rahmen des Wealth-Management eingesetzt. Das Wealth-Management umfasst unter anderem die Verwaltung eines Investitionsportfolios im Rahmen einer Kapitalanlage (Wu et al. 2010, S. 972). Durch digitale Vermögensverwaltungen werden die Aufgaben eines menschlichen Vermögensverwalters digitalisiert und automatisiert, sodass die Systeme in der Lage sind, auf Basis der Risikopräferenzen des Kunden ein Investmentportfolio zu erstellen, das anschließend entsprechend der Marktentwicklung und unter Berücksichtigung der Kundenpräferenzen automatisch angepasst wird (Jung et al. 2019, S. 405).

Für Anbieter von Finanzdienstleistungen manifestiert sich die ökonomische Relevanz der Substitution menschlicher Vermögensverwalter durch einen Algorithmus (Fethi/Pasiouras 2010) in der Möglichkeit Kosten zu reduzieren und folglich die Dienstleistung zu geringen Gebühren anbieten zu können. So liegen die Gebühren der digitalen Vermögensverwaltung in Deutschland zwischen 0,3 Prozent und 1,45 Prozent des verwalteten Vermögens (gegebenenfalls zuzüglich Fondsgebühren, boerse.ARD 2020a), verglichen mit Gebühren zwischen 1,5 Prozent und 1,9 Prozent in der klassischen Vermögensverwaltung (gegebenenfalls zuzüglich Fondsgebühren, Henke 2019). Darüber hinaus steht die traditionelle, persönliche Vermögensverwaltung aufgrund ihrer meist hohen Mindestanlagesumme von 500.000 EUR oder mehr (Braunberger 2014; Gulden 2019) in der Regel nur wohlhabenden Personen zur Verfügung. Bezogen auf den Gesamtkundenmarkt der Finanzdienstleister bedeutet dies, dass die traditionelle Form der Vermögensverwaltung weniger als zwei Prozent der Privatkunden angeboten werden kann (Faust 2019, S. 6; Lumma et al. 2019, S. 31). Einige Anbieter digitaler Vermögensverwaltungen ermöglichen jedoch bereits eine Geldanlage ab einem Investitionsvolumen von einem Euro. Dies erlaubt es den Anbietern – bezogen auf das Anlagevolumen – den gesamten Markt anzusprechen.

Vermutlich auch durch diese Möglichkeit zur Erschließung neuer Kundensegmente hat der Markt der digitalen Vermögensverwaltung in den letzten Jahren ein stetiges Wachstum

erfahren. So wird bis zum Jahr 2023 ein Anstieg des weltweit digital verwalteten Vermögens auf 2,26 Billionen EUR erwartet (Statista 2020). Neben kleinen und innovativen Start-ups aus dem Finanzbereich (so genannte FinTechs) bieten auch zunehmend etablierte Banken ihren Kunden digitale Vermögensverwaltungsleistungen an (Comdirect 2020; Deutsche Bank 2020).

Die in den vorstehenden Ausführungen beschriebene Entwicklung, durch die *Substitution von Personal durch KI-basierte Technologien Kostensenkungspotenziale zu realisieren*, kann aus betriebswirtschaftlicher Perspektive jedoch nur dann dauerhaft erfolgreich sein, wenn sie von den Kunden akzeptiert wird (Bruhn/Hadwich 2017). In diesem Zusammenhang kommt dem Vertrauen eine zentrale Bedeutung zu. So zeigten vergleichbare Studien im Finanzdienstleistungsbereich eine positive Wirkung von Vertrauen auf die Intention zur Nutzung der Dienstleistung (Kim et al. 2009; Lu et al. 2011; Zhou 2012). Es ergibt sich jedoch die Problematik, dass Menschen dazu neigen, digitalen, automatisierten Systemen oder rein technisch gesteuerten Lösungen weniger schnell zu vertrauen (Riedl et al. 2014).

Eine spezifische Möglichkeit für eine Bank, die Nutzung einer digitalen Vermögensverwaltung zu steigern, wäre die Umstellung von einer traditionellen auf eine digitale Vermögensverwaltung. Der *Commitment-Trust Theory* folgend (Morgan/Hunt 1994), würde das Vertrauen in die Hausbank, also in jenes Kreditinstitut, mit welchem der Kunde den Großteil seiner wesentlichen finanziellen Transaktionen abwickelt (Elsas 2005), zu einem Relationship Commitment ihr gegenüber führen. In diesem Fall könnten Kunden aufgrund ihres Vertrauens zu ihrer Hausbank und des Relationship Commitments eine Nutzungsintention der hauseigenen digitalen Vermögensverwaltung entwickeln, was wiederum in einer Nutzungsintention genereller digitaler Vermögensverwaltungsleistungen münden könnte. Bezogen auf das Vertrauen ergibt sich jedoch die Besonderheit, dass bei der traditionellen Vermögensverwaltung die persönliche Interaktion mit dem Bankberater einen großen Einfluss hat (Mukherjee/Nath 2003; Sunikka et al. 2010, S. 70), mit dem jedoch im Rahmen einer rein algorithmusbasierten Lösung keine Zusammenarbeit mehr stattfindet.

Trotz dieser theoretisch interessanten und praktisch relevanten Zusammenhänge wurde auf die soeben geschilderte Thematik erst in wenigen wissenschaftlichen Studien eingegangen. So untersuchten Gulden (2019) und Hohenberger et al. (2019) Determinanten der Akzeptanz digitaler Vermögensverwaltungssysteme. Jung et al. (2018) betrachteten verschiedene Designstrategien und deren Wirkung auf die Nutzer. Die untersuchten *Determinanten* beinhalten jedoch stets eine Nutzenmaximierungskomponente der potenziellen Nutzer.

Die *Umstellung einer traditionellen auf eine digitale Vermögensverwaltung* war bisher noch nicht Gegenstand wissenschaftlicher Untersuchungen. Bezogen auf diesen Fall könnten Banken sich mit dem Problem konfrontiert sehen, dass bestehende Kunden sich noch persönlich und emotional an die traditionelle Vermögensverwaltung durch die Hausbank gebunden fühlen und das digitale System deshalb nicht nutzen wollen.

Daraus ergeben sich folgende *Forschungsfragen*:

- Welchen Einfluss hat das Vertrauen auf die unspezifische, grundsätzliche Nutzungsintention einer digitalen Vermögensverwaltung?
- Führen das bestehende Vertrauen sowie das Relationship Commitment zu der Hausbank zu einer spezifischen Nutzungsintention der hauseigenen und generellen digitalen Vermögensverwaltung?

Mit Blick auf die Beantwortung der Forschungsfragen ist der Beitrag folgendermaßen gegliedert: Im einleitenden Abschnitt 1 wurden zunächst der Begriff und die Funktion der automatisierten digitalen Vermögensverwaltung erklärt. Es schließt sich der diesem Beitrag zugrunde liegende theoretische Rahmen an, in dem komplementär auf die Vertrauensmodelle nach Mayer et al. (1995) und Gefen et al. (2003) eingegangen wird. Aufbauend darauf werden die Hypothesen hergeleitet (Abschnitt 2). In Abschnitt 3 werden das methodische Vorgehen sowie die dafür erforderliche Stichprobe beschrieben. Es folgt eine Darstellung der Ergebnisse der empirischen Erhebung in Abschnitt 4 sowie die kritische Diskussion dieser in Abschnitt 5. Zudem werden aus den Ergebnissen die Implikationen für Theorie und Praxis abgeleitet. In Abschnitt 6 werden mögliche Limitationen der vorliegenden Untersuchung sowie der sich unter anderem hieraus ergebende zukünftige Forschungsbedarf erläutert. Der Beitrag endet mit einer abschließenden Zusammenfassung der Ergebnisse in Abschnitt 7.

2. Theoretischer Rahmen und Hypothesen

Die hohe Relevanz des *Vertrauensbegriffs* in der Wissenschaft und Forschung lässt sich insbesondere an der Vielzahl an Disziplinen erkennen, die sich hiermit befassen. Vor diesem Hintergrund muss jedoch konstituiert werden, dass keine disziplinübergreifende Definition des Vertrauensbegriffs vorliegt. Im Zuge einer Systematisierung der verschiedenen Definitionen können diese in philosophische, soziologische, psychologische und ökonomische ausdifferenziert werden (Kenning 2002, S. 8ff.).

Vor dem Hintergrund philosophischer, soziologischer und psychologischer Ansätze kann zunächst folgende zusammenfassende Definition festgehalten werden: „*Vertrauen* ist das auf zukünftige, unsichere Situationen gerichtete Gefühl des Sich-Verlassen-Dürfens, das auf den bisherigen Erfahrungen einer Person oder Organisation beruht, mit einer Verlustgefahr verbunden ist und mit dem Fehlen von Kontrollmöglichkeiten einhergeht“ (Kenning 2002, S. 12).

Ein zentraler ökonomischer Ansatz geht auf die *Commitment-Trust-Theory* von Morgan und Hunt (1994) zurück. Demnach entwickelt sich Vertrauen dann, wenn ein Transaktionspartner dahingehend zuversichtlich ist, dass sich sein Gegenüber verlässlich und inte-

ger verhält (Morgan/Hunt 1994, S. 23). Der vorliegenden Untersuchung werden unter anderem die Ausführungen von Mayer et al. (1995) zugrunde gelegt. Vertrauen dient hier zum einen dazu, eine Senkung der Transaktionskosten herbeizuführen und zum anderen um die Abschlusswahrscheinlichkeit einer Transaktion zu steigern sowie das wahrgenommene Risiko zu reduzieren.

Neben diesen begrifflichen Aspekten ist es zur Beantwortung der eingangs genannten Forschungsfragen zweckmäßig, Modelle zu betrachten, mit denen die Antezedenzien von Vertrauen identifiziert werden sollen. Hierzu wird oft das *Vertrauensmodell* nach Mayer et al. (1995) verwendet (siehe Abbildung 1). Trotz seines prägenden Charakters für die Vertrauensforschung sind für die Anwendung im vorliegenden Kontext *Limitationen* des Modells anzuführen. Unter anderem ist anzumerken, dass dieses Vertrauensmodell insbesondere *auf bereits bestehende Beziehungen abzielt* (Schoorman et al. 2007, S. 346). Folglich kann das Modell die Frage nach dem Vertrauensaufbau zu neuen Parteien nicht beantworten. Im Gegensatz zu der meist bereits langfristig bestehenden Beziehung eines Kunden zu seiner Hausbank geht die Entscheidung zur Nutzung einer digitalen Vermögensverwaltung meist mit einem Erstkontakt mit derartigen Systemen einher.

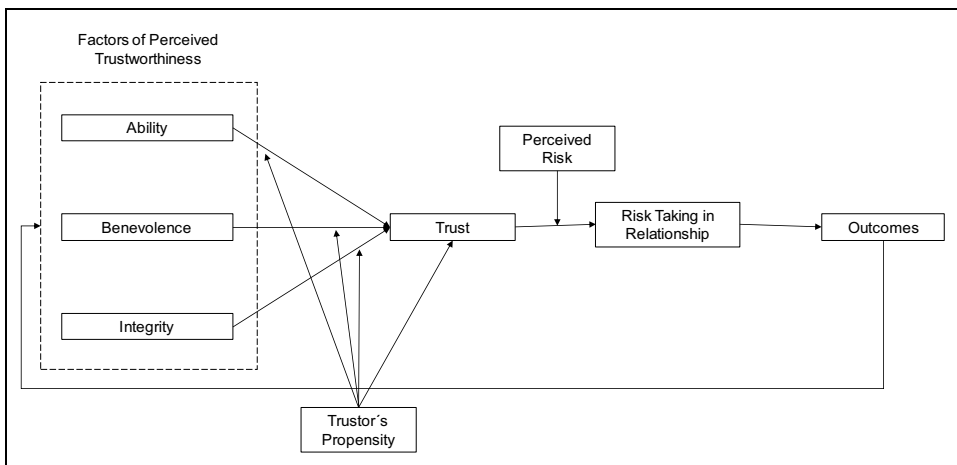


Abbildung 1: Vertrauensmodell
(Quelle: Mayer et al. 1995, S. 715)

Um diesen Kritikpunkt zu adressieren, wird ergänzend das Modell nach Gefen et al. (2003) herangezogen (siehe Abbildung 2). Mit diesem soll der Frage, warum Kunden einem *Anbieter aus dem E-Commerce* vertrauen, begegnet werden. Gefen et al. setzen sich hiermit zum Ziel, neben den Antezedenzien von Vertrauen auch die Technologieakzeptanz in ein umfassendes theoretisches Modell zu integrieren (Gefen et al. 2003, S. 53). Hierzu wird auf das *Technology Acceptance Model (TAM)* zurückgegriffen, welches der Erklärung der Akzeptanz und Nutzung neuer Technologien dient. Grundsätzlich erfolgt im Rahmen des Modells von Gefen et al. eine *Ausdifferenzierung des Vertrauens in drei verschiedene*

Arten: Knowledge-based Familiarity, Calculative-based Trust und Institution-based Trust. Es wird zum Beispiel von wissensbasiertem Vertrauen gesprochen, wenn in der Vergangenheit positive Erfahrungen mit einer digitalen Vermögensberatung gemacht wurden und diese nun auf eine digitale Vermögensverwaltung transferiert werden. Kalkulatorisches Vertrauen ist das Ergebnis einer ökonomischen Kosten-Nutzen-Abwägung (Gefen et al. 2003, S. 64). Institutionsbasiertes Vertrauen wird zusätzlich in *Situational Normality* und *Structural Assurances* ausdifferenziert. Die Relevanz dieses Modells für die vorliegende Untersuchung zeigt sich neben der Anwendbarkeit auf digitale Technologien insbesondere in der Fähigkeit, Vertrauen in frühen Stadien erklären zu können. Mit Blick auf dieses Charakteristikum erscheint das Modell durchaus zur Analyse von Vertrauen in die digitale Vermögensverwaltung geeignet zu sein.

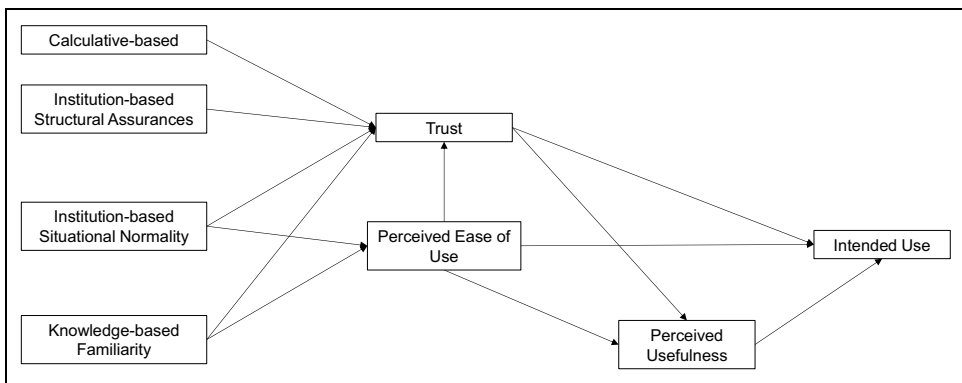


Abbildung 2: Theoretisches Modell
(Quelle: Gefen et al. 2003, S. 53)

Um die Forschungsfrage nach dem *Einfluss des Vertrauens auf die Nutzungsintention* einer generellen und der hauseigenen digitalen Vermögensverwaltung beantworten zu können, wird – in Anlehnung an Gulden (2019) – eine Ausdifferenzierung des Vertrauens in die Hausbank und in eine generelle digitale Vermögensverwaltung vorgenommen. Während ersteres jenes Vertrauen erfasst, welches der Kunde in seine Hausbank aufweist, beschreibt zweiteres konkret das Vertrauen in die digitale Vermögensverwaltung als System.

Das *Vertrauen in die Hausbank* wird über das bereits oben genannte Modell von Mayer et al. (1995) konkretisiert. Dieses Modell eignet sich insbesondere zur Beschreibung langfristiger Beziehungen, was wiederum auf das Verhältnis zwischen Kunde und Hausbank zutrifft. Dieses Vertrauensmodell aufgreifend, wurden als Antezedenzien *Kompetenz*, *Wohlwollen* und *Integrität* ausgewählt. Die *Kompetenz* der Hausbank umfasst die Fähigkeiten einer Hausbank, die vom Kunden gewünschten Finanzdienstleistungen anzubieten und seine Bedürfnisse befriedigen zu können (Yu et al. 2015, S. 239). Das *Wohlwollen* einer Hausbank wird im vorliegenden Kontext dahingehend konkretisiert, dass diese die Bedürfnisse des Kunden sowohl tatsächlich berücksichtigt als auch zu seinem Wohl agiert

(Nor/Pearson 2008, S. 46). Als dritte Antezedenz schließt die *Integrität* der Hausbank das wahrheitsgemäße Verhalten, die Einhaltung von Verpflichtungen, Ehrlichkeit, Fairness und eine ausreichende Information der Kunden ein (Nor/Pearson 2008, S. 46).

Im Kontext des Online-Bankings wurde bereits in diversen Studien, wie z. B. bei Yu et al. (2015) und im generellen Banken-Umfeld bei Steinmann (2013), die Wirkungsbeziehung der Antezedenzen Kompetenz, Wohlwollen und Integrität untersucht. Es lassen sich demnach folgende *Zusammenhänge* postulieren:

H₁: Kompetenz hat einen positiven Einfluss auf das Vertrauen in die Hausbank.

H₂: Wohlwollen hat einen positiven Einfluss auf das Vertrauen in die Hausbank.

H₃: Integrität hat einen positiven Einfluss auf das Vertrauen in die Hausbank.

Für die Antezedenzen des *Vertrauens in eine generelle digitale Vermögensverwaltung* wird sich, in Anlehnung an Gulden (2019), an dem Modell von Gefen et al. (2003) orientiert, da dieses sich zum einen insbesondere auf digitale Technologien anwenden lässt und sich zum anderen für die Erklärung von Vertrauen beim Erstkontakt mit einer Technologie eignet. Als zentrale Antezedenzen des Vertrauens werden hier das kalkulatorische, das strukturelle und das wissensbasierte Vertrauen identifiziert. Es wird von *kalkulatorischem Vertrauen* gesprochen, wenn ein Transaktionspartner die Empfindung aufweist, dass sein Gegenüber nicht beabsichtigt, durch opportunistisches Verhalten Gewinne zu erzielen (Gefen et al. 2003, S. 64). *Strukturelles Vertrauen* wird hingegen insbesondere durch die Existenz von Sicherheitsvorkehrungen, Garantieversprechen, gesetzlichen Regelungen oder regulatorischen Maßnahmen entwickelt (Gu et al. 2009, S. 11611). Insbesondere bei Online-Finanzdienstleistungen als immaterielle Güter können derartige strukturelle und institutionelle Ansätze das Vertrauen steigern (Gulden 2019, S. 113). Das *wissensbasierte Vertrauen* fußt auf Erfahrungen, die in der Vergangenheit in ähnlichen Kontexten gewonnen wurden, sodass das Verhalten des Transaktionspartners oder des Systems in einem gewissen Maße antizipiert und prognostiziert werden kann (Gefen et al. 2003, S. 63). Auf diese Weise kann ein Kunde, der bereits Erfahrungen mit Online-Finanzdienstleistungen (z. B. dem Online-Banking) gesammelt hat, eine digitale Vermögensverwaltung möglicherweise vor der Nutzung qualifizierter einschätzen. Dementsprechend können folgende *Hypothesen* formuliert werden:

H₄: Kalkulatorisches Vertrauen hat einen positiven Einfluss auf das Vertrauen in eine generelle digitale Vermögensverwaltung.

H₅: Strukturelles Vertrauen hat einen positiven Einfluss auf das Vertrauen in eine generelle digitale Vermögensverwaltung.

H₆: Wissensbasiertes Vertrauen hat einen positiven Einfluss auf das Vertrauen in eine generelle digitale Vermögensverwaltung.

Mit Blick auf die Bedeutung des Vertrauens im Rahmen der Nutzung einer digitalen Vermögensverwaltung soll der Wirkungszusammenhang zwischen dem *Vertrauen* in diese

generell bzw. in die Hausbank als Anbieter und der *Nutzungsintention* einer digitalen Vermögensverwaltung betrachtet werden. Das Vertrauen in den Anbieter oder in das Produkt selbst bestimmt einen maßgeblichen Anteil der zukünftigen Nutzung (Doney/Cannon 1997, S. 37). Demzufolge könnte ein hohes Vertrauen in die Hausbank als Anbieter und in die digitale Vermögensverwaltung generell zu der Intention führen, diese auch tatsächlich zu nutzen. Dieser Zusammenhang konnte bereits für andere Online-Finanzdienstleistungen in Studien von Gu et al. (2009) und Gulden (2019) begründet werden. Mithin können folgende *Hypothesen* hergeleitet werden:

H₇: Vertrauen in die Hausbank hat einen positiven Einfluss auf die Nutzungsintention der digitalen Vermögensverwaltung der Hausbank.

H₈: Vertrauen in eine generelle digitale Vermögensverwaltung hat einen positiven Einfluss auf die Nutzungsintention einer generellen digitalen Vermögensverwaltung.

Grundsätzlich kann der Aufbau von Vertrauen als notwendige Bedingung einer jeden dauerhaften und langfristigen Beziehung eingestuft werden (Meffert et al. 2019, S. 42). Vertrauen bildet somit einen Grundpfeiler strategischer und erfolgreicher Beziehungen (Spekman 1988, S. 79). Auf dieser Grundannahme aufbauend haben Morgan und Hunt (1994) im Rahmen der *Commitment-Trust-Theory* die Hypothese aufgestellt, dass Vertrauen einen signifikant positiven Einfluss auf das *Relationship Commitment* hat. Des Weiteren trägt gemäß Morgan und Hunt ein hohes *Relationship Commitment* zu einer erhöhten Bereitschaft bei, bei diesem Anbieter zu verbleiben und ermöglicht auf diese Weise den Erhalt und die Ausweitung der Beziehung. Auf Basis einer erfolgreichen Beziehung, die durch ein hohes *Relationship Commitment* gekennzeichnet ist, könnte der Kunde erwarten, dass die Hausbank mittels ihrer Angebote seine Bedürfnisse adressieren und befriedigen möchte. Demzufolge ist anzunehmen, dass ein Kunde zusätzlich angebotene Finanzdienstleistungen (z. B. eine digitale Vermögensverwaltung) seiner Hausbank in Anspruch nehmen wird, wenn er kein opportunistisches Verhalten seitens der Hausbank vermutet. Es können daher folgende Hypothesen aufgestellt werden:

H₉: Vertrauen in die Hausbank hat einen positiven Einfluss auf das Relationship Commitment gegenüber der Hausbank.

H₁₀: Relationship Commitment gegenüber der Hausbank hat einen positiven Einfluss auf die Nutzungsintention der digitalen Vermögensverwaltung der Hausbank.

Abschließend ist anzunehmen, dass aus der Nutzungsintention für die spezifische digitale Vermögensverwaltung der Hausbank letztlich auch eine Nutzungsintention für eine derartige Finanzdienstleistung in genereller Hinsicht folgt. Diese Annahme würde mit der *Trust Transfer Theory* von Stewart (2003) einhergehen. Diese beschreibt, wie sich das Vertrauen in eine bekannte Entität (hier: die digitale Vermögensverwaltung der Hausbank) auf eine unbekannte (hier: die generelle digitale Vermögensverwaltung) übertragen lässt. Aufgrund seines *Vertrauens in die Hausbank*, des Sammelns positiver Erfahrungen mit derer digitalen Vermögensverwaltung und der vermuteten Ähnlichkeit mit noch unbekannten, von der Hausbank unabhängigen digitalen Vermögensverwaltungen könnte die

Nutzungsintention in genereller Hinsicht positiv beeinflusst werden. Demzufolge kann folgender *Zusammenhang* postuliert werden:

H_{11} : Nutzungsintention der digitalen Vermögensverwaltung der Hausbank hat einen positiven Einfluss auf die Nutzungsintention einer generellen digitalen Vermögensverwaltung.

Das zu untersuchende Forschungsmodell sowie die forschungsleitenden Hypothesen sind in der folgenden Abbildung 3 dargestellt.

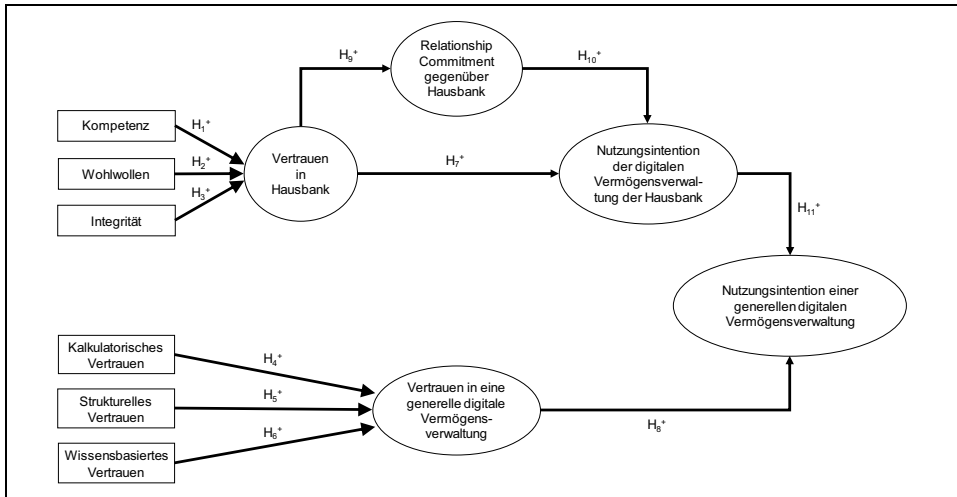


Abbildung 3: Forschungsmodell

3. Daten und Methodik

3.1 Datenerhebung und Stichprobe

Zur Prüfung der aufgestellten Hypothesen wurde eine Befragung mittels eines Online-Fragebogens durchgeführt. Die Durchführung erfolgte im Zeitraum vom 16.08.2019 bis zum 28.08.2019. Die Stichprobengröße betrug $n=119$, von denen 27,5 Prozent weiblich und 71,5 Prozent männlich waren. Das durchschnittliche Alter der Befragten lag bei 42,03 Jahren ($SD=15,654$). Die Dauer der Beziehung zur Hausbank wurde im Durchschnitt mit 17,82 Jahren ($SD=12,290$) angegeben. Mehr als 65 Prozent der Befragten schätzten ihr eigenes Finanzwissen als hoch ein und gaben an, über eine hohe bis sehr hohe Technik- und Internetaffinität zu verfügen. Zudem herrschte eine klare Präferenz für die Hausbank als Anbieter.

3.2 Operationalisierung der Konstrukte

Zur Operationalisierung der im Forschungsmodell enthaltenen Konstrukte wurden weitestgehend bereits etablierte Multi-Item Skalen verwendet. Diese wurden auf den vorliegenden Kontext der Untersuchung angepasst. Die Befragten wurden gebeten, die daraus resultierenden Aussagen auf einer 7-stufigen Likert Skala (1 = „stimme voll und ganz zu“ bis 7 = „stimme überhaupt nicht zu“) zu bewerten. Zur Vermeidung einer Forced-Choice und von Abbrüchen wurde zusätzlich die Ausweichkategorie „Keine Angabe“ verwendet.

Das Konstrukt *Kompetenz* wurde mit Hilfe der Skala von Yu et al. (2015) operationalisiert. Für die Operationalisierung der exogenen Variablen *Wohlwollen* und *Integrität* wurden die Skalen von Gefen und Straub (2004) sowie von Zhao et al. (2010) verwendet. Die endogene Variable *Vertrauen in die Hausbank* wurde mit Hilfe der Skalen von Sirdes-mukh et al. (2002) sowie Steinmann (2013) operationalisiert. Die Operationalisierung der exogenen Variablen *Kalkulatorisches Vertrauen*, *Strukturelles Vertrauen* und *Wissensbasiertes Vertrauen* sowie der endogenen Variable *Vertrauen in eine generelle digitale Vermögensverwaltung* erfolgte auf Basis der Skala von Gefen et al. (2003) und Gulden (2019). Die Konstrukte *Relationship Commitment gegenüber der Hausbank* und *Nutzungsintention der digitalen Vermögensverwaltung der Hausbank* wurden über ein auf den vorliegenden Untersuchungsgegenstand angepasstes Single-Item-Measurement operationalisiert. Dieser Schritt wurde mit Blick auf die Neuartigkeit der Untersuchung von Relationship Commitment in dem vorliegenden Kontext und dem damit verbundenen Mangel an validiertem Skalenmaterial vorgenommen. Schließlich erfolgte die Messung des Konstrukts der *Nutzungsintention einer generellen digitalen Vermögensverwaltung* basierend auf dem etablierten Skalenmaterial von Davis (1986), Venkatesh und Davis (2000), Yousafzai und Yani-de-Soriano (2012) sowie Gulden (2019).

4. Empirische Ergebnisse

Die im Forschungsmodell dargestellten Hypothesen wurden mit Hilfe einer Strukturgleichungsanalyse in AMOS 25 geprüft. Zunächst wurde eine konfirmatorische Faktorenanalyse durchgeführt, um die Reliabilität und Validität der entsprechenden Konstrukte prüfen zu können.

Die Analyse zeigte, dass alle für die Bewertung der Reliabilität und Validität relevanten Werte der Konstrukte die erforderlichen Grenzwerte aus der Literatur übersteigen. Zur Bestimmung der internen Konsistenz wurde Cronbachs Alpha als Kriterium herangezogen. Hier erreichten alle Konstrukte (mit Ausnahme von *Strukturelles Vertrauen*) den von Nunnally (1978) definierten Grenzwert von 0,7. Werte von knapp unter 0,7 können jedoch noch als akzeptabel beurteilt werden, sodass alle Konstrukte als reliabel bewertet werden können (Hair et al. 1998). Des Weiteren übersteigen alle untersuchten Konstrukte den zu

übertreffenden Schwellenwert von 0,5 für die durchschnittlich erklärte Varianz (DEV) (Bagozzi/Yi 1988). Zudem erfüllen alle Faktorladungen der Konstrukte den Mindestwert von 0,7 (Hair et al. 1998). Ferner wurde zur Beurteilung der Diskriminanzvalidität das Fornell-Larcker-Kriterium herangezogen (Fornell/Larcker 1981). Demnach ist diese gegeben, wenn die Quadratwurzel der DEV jede Korrelation des zu beurteilenden Konstrukts mit einem anderen Konstrukt übersteigt. Diese Forderung wird ebenfalls für alle Konstrukte erfüllt. Insgesamt kann damit festgehalten werden, dass die Konstrukte als ausreichend reliabel und valide bewertet werden können. Abbildung 4 zeigt eine Zusammenfassung der Ergebnisse.

Konstrukt	Anzahl Items	M (SD)	Cronbachs Alpha	Composite Reliability	DEV
Kompetenz	5	2,95 (1,33)	0,935	0,937	0,748
Wohlwollen	3	3,96 (1,37)	0,874	0,877	0,703
Integrität	2	3,01 (1,34)	0,862	0,866	0,723
Kalkulatorisches Vertrauen	3	3,11 (1,33)	0,806	0,807	0,586
Strukturelles Vertrauen	2	3,59 (1,44)	0,693	0,759	0,630
Wissensbasiertes Vertrauen	4	4,02 (1,10)	0,894	0,897	0,685
Vertrauen in Hausbank	4	2,78 (1,24)	0,947	0,951	0,829
Vertrauen in eine generelle digitale Vermögensverwaltung	3	3,72 (1,48)	0,970	0,971	0,918
Intention zur Nutzung der generellen digitalen Vermögensverwaltung	5	3,94 (1,47)	0,906	0,907	0,665

Abbildung 4: Analyse der Messmodelle

Konstrukt	Anzahl Items	M (SD)	Cronbachs Alpha	Composite Reliability	DEV
Relationship Commitment gegenüber der Hausbank	1	3,84 (1,91)	-	-	-
Intention zur Nutzung der digitalen Vermögensverwaltung der Hausbank	1	4,47 (1,65)	-	-	-

Abbildung 4: Analyse der Messmodelle (Fortsetzung)

Im Anschluss an die Gütebeurteilung des Messmodells erfolgt die Analyse des Strukturmodells sowie der Hypothesen. Zunächst wurden die globalen Gütekriterien geprüft. Dabei liegen alle Gütemaße innerhalb der in der Literatur angegebenen Grenzwerte und weisen damit auf einen insgesamt guten Model Fit hin ($\chi^2/df = 1,744$; CFI = 0,904; RMSEA = 0,079).

Im Rahmen der anschließenden Hypothesenprüfung wurden die aufgestellten Wirkungszusammenhänge (H_1 - H_{11}) beurteilt. Insgesamt konnten acht der elf postulierten Hypothesen bestätigt werden. Die Auswertung zeigte, dass die aufgestellten Hypothesen H_1 bis H_3 teilweise bestätigt werden konnten. Dementsprechend wiesen *Kompetenz* ($\beta = 0,021$, $p > 0,05$) und *Wohllwollen* ($\beta = 0,160$, $p > 0,05$) keinen signifikant positiven Einfluss auf, während der postulierte positive Effekt von *Integrität* ($\beta = 0,721$, $p < 0,001$) auf das *Vertrauen in die Hausbank* bestätigt werden konnte. Ein anderes Bild zeigte sich jedoch bei den Anzezedenzen des *Vertrauens in die generelle digitale Vermögensverwaltung* ab. Hier konnten alle aufgestellten Hypothesen H_4 bis H_6 bestätigt werden. Demzufolge konnten die Hypothesen, dass das *Kalkulatorische Vertrauen* ($\beta = 0,147$, $p < 0,05$), das *Strukturelle Vertrauen* ($\beta = 0,483$, $p < 0,001$) und das *Wissensbasierte Vertrauen* ($\beta = 0,449$, $p < 0,001$) einen signifikanten Einfluss auf das *Vertrauen in die generelle digitale Vermögensverwaltung* haben, angenommen werden. Ferner zeigte die Auswertung, dass der in H_7 bzw. H_8 postulierte positive Einfluss von *Vertrauen in die Hausbank* auf die *Nutzungsintention der digitalen Vermögensverwaltung der Hausbank* ($\beta = 0,232$, $p < 0,01$) bzw. von *Vertrauen in die generelle digitale Vermögensverwaltung* auf *Nutzungsintention einer generellen digitalen Vermögensverwaltung* ($\beta = 0,822$, $p < 0,001$) bestätigt werden konnte. Der in H_9 prognostizierte Wirkungszusammenhang zwischen *Vertrauen in die Hausbank* und *Relationship Commitment gegenüber der Hausbank* konnte ebenfalls angenommen werden ($\beta = 0,262$, $p < 0,01$). Gleiches gilt für Hypothese H_{10} ($\beta = 0,367$, $p < 0,001$), wodurch der positive Einfluss von *Relationship Commitment gegenüber der Hausbank* auf *Nutzungsintention der digitalen Vermögensverwaltung der Hausbank* bestätigt werden konnte. Im Rahmen einer Bootstrapping-Analyse mit 5.000 Samples (Hayes 2013) wurde überprüft,

ob das *Relationship Commitment* gegenüber der Hausbank die Wirkungsbeziehung zwischen dem *Vertrauen in die Hausbank* und der *Nutzungsintention der digitalen Vermögensverwaltung der Hausbank* mediiert. Diese Mediation konnte ebenfalls bestätigt werden ($a \times b = 0,156$, 95 Prozent CI [0,042; 0,354], $p < 0,01$). Bevor das *Relationship Commitment* gegenüber der Hausbank in das Modell integriert wurde, war der Einfluss von *Vertrauen in die Hausbank* auf die *Nutzungsintention der digitalen Vermögensverwaltung der Hausbank* stärker ($\beta = 0,328$, $p < 0,001$) als nach der Integration der Mediation. Dies deutet auf eine partielle Mediation hin. Die Hypothesenprüfung zeigte jedoch abschließend, dass der in H_{11} postulierte positive Effekt von der *Nutzungsintention der digitalen Vermögensverwaltung der Hausbank* auf die *Nutzungsintention einer generellen digitalen Vermögensverwaltung* nicht nachgewiesen werden konnte. Hier zeigte sich ein signifikant negativer Wirkungszusammenhang ($\beta = -0,138$, $p < 0,05$).

Abbildung 5 stellt die Ergebnisse der Strukturgleichungsanalyse zusammenfassend dar.

Hypo- these	Pfad	SD-Pfad- koeffizient	Ergeb- nis
H ₁	Kompetenz → Vertrauen in Hausbank	0,021 (n. s.)	Nicht bestätigt
H ₂	Wohllollen → Vertrauen in Hausbank	0,160 (n. s.)	Nicht bestätigt
H ₃	Integrität → Vertrauen in Hausbank	0,721***	Bestätigt
H ₄	Kalkulatorisches Vertrauen → Vertrauen in generelle digitale Vermögensverwaltung	0,147*	Bestätigt
H ₅	Strukturelles Vertrauen → Vertrauen in generelle digitale Vermögensverwaltung	0,483***	Bestätigt
H ₆	Wissensbasiertes Vertrauen → Vertrauen in generelle digitale Vermögensverwaltung	0,449***	Bestätigt
H ₇	Vertrauen in Hausbank → Nutzungs- intention der digitalen Vermögensverwal- tung der Hausbank	0,232**	Bestätigt

Abbildung 5: Ergebnisse der Hypothesenprüfung

Hypo- these	Pfad	SD-Pfad- koeffizient	Ergeb- nis
H ₈	Vertrauen in digitale Vermögensverwal- tung → Nutzungsintention einer generellen digitalen Vermögensverwaltung	0,822***	Bestätigt
H ₉	Vertrauen in Hausbank → Relationship Commitment gegenüber Hausbank	0,262**	Bestätigt
H ₁₀	Relationship Commitment gegenüber Hausbank → Nutzungsintention der digita- len Vermögensverwaltung der Hausbank	0,367***	Bestätigt
H ₁₁	Nutzungsintention der digitalen Vermögensverwaltung der Hausbank → Nutzungsintention einer generellen digitalen Vermögensverwaltung	-0,138*	Nicht bestätigt
*** p < 0.001; ** p < 0.01; * p < 0.05; n. s. = nicht signifikant (p > 0.05)			

Abbildung 5: Ergebnisse der Hypothesenprüfung (Fortsetzung)

5. Diskussion und Implikationen für Theorie und Praxis

Ziel des vorliegenden Beitrages war es zu untersuchen, welchen Einfluss Vertrauen auf die Nutzungsintention einer digitalen Vermögensverwaltung ausübt und inwiefern das Relationship Commitment gegenüber der Hausbank als Anbieter einer solchen Dienstleistung einen Beitrag zur Nutzung leisten kann. Mit Hilfe eines Strukturgleichungsmodells wurde der Effekt des Vertrauens in die Hausbank und in die digitale Vermögensverwaltung auf die Nutzungsintention einer hauseigenen und generellen digitalen Vermögensverwaltung sowie eine Mediation durch das Relationship Commitment geprüft.

Mit Blick auf die erste Forschungsfrage lässt sich anhand der Ergebnisse der vorliegenden Untersuchung grundsätzlich erkennen, dass das *Vertrauen* im Rahmen der Entwicklung der *Nutzungsintention* einer digitalen Vermögensverwaltung eine wesentliche Bedeutung hat. Diese Erkenntnis scheint unberührt davon zu sein, ob es sich um eine derartige Dienstleistung in genereller Art oder um das spezifische Angebot durch die Hausbank handelt.

Sowohl das Vertrauen in die Hausbank als auch in die generelle digitale Vermögensverwaltung tragen jeweils einen wesentlichen Anteil zur Nutzungsintention der hauseigenen bzw. der generellen digitalen Vermögensverwaltung bei. Um eine möglichst hohe Varianzaufklärung der zwei Vertrauenskonstrukte gewährleisten zu können, wurden diese mit zwei unterschiedlichen Vertrauensmodellen operationalisiert. Das durch das Modell von Mayer et al. (1995) beschriebene *Vertrauen in die Hausbank* beruht gemäß der durchgeführten Studie in erster Linie auf der *Integrität*. Somit scheint in der Vertrauensbildung in diesem spezifischen Fall insbesondere integrires Verhalten seitens der Hausbank eine wesentliche Bedeutung zu spielen. Ein möglicher Grund könnte hier in dem mit der *Finanzkrise* in Verbindung gebrachten Vertrauensverlust liegen. Da Finanzinstitutionen in der Finanzkrise 2007/08 von ihren Kunden vielfach als unethisch, unehrlich und opportunistisch handelnd wahrgenommen wurden, könnte in diesem Punkt durchaus ein Differenzierungsmerkmal für Banken zu finden sein. Im Kontrast hierzu weist der nicht signifikante Effekt von *Kompetenz* auf *Vertrauen in die Hausbank* darauf hin, dass die Informiertheit und reines Faktenwissen der Bank nicht zu Vertrauen in diese führen. Möglicherweise liegt die Ursache hierfür in einer fehlenden Kenntnis zur Beurteilung dieser Fähigkeiten seitens der Kunden. Ferner könnten die Kunden Banken eine hohe Kompetenz als Standard attestieren, sodass hier kein vertrauensschaffendes Alleinstellungsmerkmal zu sehen sein könnte. Diese Argumentation kann dadurch gestützt werden, dass lediglich etwa 20 Prozent der Befragten ihrer Hausbank keine Kompetenz zusprechen. Entscheidend für die Vertrauensbildung könnte statt der Kompetenz der Bank eher die Kompetenz des persönlichen Ansprechpartners sein. Außerdem findet das von Mayer et al. (1995) verwendete Konstrukt *Wohlwollen* in der vorliegenden Untersuchung keine signifikante Berücksichtigung. Dies könnte darauf zurückzuführen sein, dass, wie bereits in vergangenen Studien (unter anderem Xie/Peng 2009) gezeigt, im Anschluss an einen Vertrauensverlust das *Wohlwollen* keinen signifikanten Einfluss mehr auf das Vertrauen in diese Institution aufweist. Einen solchen Vertrauensverlust könnten viele Bankkunden im Zuge der bereits eben beschriebenen Finanzkrise 2007/08 erlitten haben (Lins et al. 2017, mit Verweis auf Edelman 2009). Aus theoretischer Sicht würden diese Erkenntnisse implizieren, dass das Vertrauensmodell von Mayer et al. stärker auf den vorliegenden Kontext angepasst werden sollte.

Betrachtet man die Antezedenzen von *Vertrauen in die generelle digitale Vermögensverwaltung*, lässt sich zunächst festhalten, dass besonders das *strukturelle* und das *wissensbasierte Vertrauen* eine Rolle spielen. Die Wirkung des *strukturellen Vertrauens* könnte ein Zeichen dafür sein, dass bei der Nutzung von automatisierten digitalen Systemen der Bedarf nach gesetzlicher Regulierung und Sicherheitsvorkehrungen insbesondere im Finanzsektor zunimmt. So zeigte sich beispielsweise, dass diverse Güte- oder Qualitätssiegel vertrauensbildend wirken (Jiang et al. 2018). Bezogen auf den signifikanten Effekt des *wissensbasierten Vertrauens* sollte die Hausbank als Ziel formulieren, ihren Kunden Möglichkeiten für den Aufbau von Erfahrungsvertrauen bereitzustellen. Wo dieses fehlt, könnte gemäß der Trust-Transfer-Theory auch die Integration so genannter Trusted-Third-Parties („TTP“) hilfreich sein. Im Zuge vorheriger Studien kam der Vertrautheit im Rah-

men des Adoptionsprozesses einer digitalen Vermögensverwaltung eine besondere Bedeutung zu (Belanche et al. 2019). Da in der Regel nur ein sehr geringer Anteil der Kunden in der Vergangenheit Erfahrungen mit der digitalen Automatisierung von Finanzdienstleistungen gesammelt hat, könnte es sinnvoll sein, eine digitale Vermögensverwaltung zunächst als *Ergänzung zur klassischen Vermögensverwaltung* anzubieten. So würden zunächst ein Anteil bzw. kleinere Beträge automatisiert und digital verwaltet werden. Ein solches Vorgehen könnte einen wesentlichen Beitrag zum Aufbau von Vertrauen leisten, sofern dieser Probelauf positiv verlaufen ist.

Im Zuge der zweiten Forschungsfrage sollte untersucht werden, inwiefern die Nutzungsintention der hauseigenen angebotenen digitalen Vermögensverwaltung im Zusammenhang mit dem Vertrauen in die Hausbank und dem *Relationship Commitment* steht. Basierend auf der *Commitment-Trust Theory* wurde zunächst hypothetisiert, dass das *Vertrauen in die Hausbank* einen signifikanten Einfluss auf das *Relationship Commitment gegenüber der Hausbank* hat. Dieser Effekt konnte durch die vorliegende Untersuchung bestätigt werden. Kunden, die ihrer Hausbank vertrauen, scheinen sich folglich auch für den Erhalt der Beziehung zu ihrer Bank einzusetzen. Diese Wirkungsbeziehung ist insbesondere wichtig mit Blick auf die sich daraus ergebene Nutzungsintention der hauseigenen digitalen Vermögensverwaltung; die Mediation konnte demzufolge bestätigt werden. Dies könnte als Hinweis darauf zu verstehen sein, dass Kunden den Schritt vom persönlichen hin zum digitalen Bankgeschäft in erster Linie aufgrund ihrer bestehenden Beziehung zur Hausbank gehen würden, die sich in Vertrauen und Relationship Commitment manifestiert. Das könnte darauf zurückzuführen sein, dass von Seiten der Kunden gegenüber der Bank aufgrund ihrer langfristigen Beziehung *kein opportunistisches Handeln* unterstellt wird, sondern vielmehr die notwendigen Schritte für den Erhalt der Beziehung unternommen werden. Zwar entsteht für die Bank durch den Einsatz von Künstlicher Intelligenz die Gefahr, für den Kunden zu einem reinen Erfüllungsgehilfen und somit austauschbar zu werden, wenn die persönliche Bindung verloren geht. Dieser Entpersonalisierung könnte jedoch durch den Einsatz von Anthropomorphismus entgegengewirkt werden. Vergangene Studien zeigten, dass durch *Anthropomorphismus* trotz des mangelnden persönlichen Kontakts dem Nutzer ein Gefühl menschlicher Charakterzüge und Emotionen vermittelt wird (Epley et al. 2007), was sich positiv auf die Vertrauensbildung auswirkt (Waytz et al. 2014) bzw. einen positiven Effekt auf den Erhalt von Relationship Commitment haben könnte. Ein Beispiel hierfür stellt der Ansatz der Deutschen Bank dar, die ihre digitale Vermögensverwaltung unter dem menschlichen Vornamen „Robin“ vermarktet (Deutsche Bank 2020).

Schließlich zeigte sich – entgegen der postulierten positiven Wirkung – ein signifikant negativer Effekt der spezifischen *Nutzungsintention der digitalen Vermögensverwaltung der Hausbank* auf die unspezifische *Nutzungsintention einer generellen digitalen Vermögensverwaltung*. Die Bereitschaft der Kunden, die digitale Vermögensverwaltung ihrer Hausbank zu nutzen, führt somit nicht gleichermaßen zu einer generellen Bereitschaft zur Nutzung solcher Systeme, sondern vermindert diese sogar signifikant. Folglich finden die

Annahmen zur Übertragung der Nutzungsintention von der hauseigenen zu einer generellen digitalen Vermögensverwaltung, basierend auf dem Prinzip der *Trust Transfer Theory* nach Stewart (2003), keine Anwendung. Das Ergebnis stützt vielmehr Hypothese 10 und könnte darauf hindeuten, dass Kunden den Schritt zur Nutzung einer digitalen Vermögensverwaltung ihrer Hausbank aufgrund des Vertrauens in ihre Hausbank und dem hieraus resultierenden Relationship Commitment ihr gegenüber wagen, jedoch der Nutzung einer generellen digitalen Vermögensverwaltung ablehnend gegenüberstehen.

Diese Erkenntnis hat für die Beziehung zwischen Kunde und Hausbank auf *praktisch normativer Ebene* eine besondere Relevanz. Dabei wird deutlich, dass von Seiten der Kunden eine spezifische Innovationsakzeptanz vorhanden ist, die sich aus oben genannten Gründen allerdings primär auf hauseigene Innovationen bezieht. Folglich könnte der Hausbank aufgrund des hohen Relationship Commitments ein *First-Mover-Advantage* zugutekommen, den sie bei der Einführung neuer Technologien für sich nutzen und auf diese Weise ihre Wettbewerbsposition festigen könnte. Die mit dem Relationship Commitment verbundene Bindungswirkung des Kunden an die Hausbank kann demzufolge als Markteintrittsbarriere für neue Anbieter (z. B. FinTechs) interpretiert werden. Kunden scheinen im Anschluss an die Nutzung dieser Technologie der Hausbank eine geringe Wechselbereitschaft zu haben.

Diese Vorteile für die Hausbank sind gemäß der vorliegenden Studie durch das Vertrauen der Kunden sowie das Relationship Commitment zu begründen. Ein Verlust dieser Faktoren könnte somit zugleich zu einer verminderten Nutzungsintention der bankeigenen Innovationen führen. Resultierend daraus könnte es dann zu einer gesteigerten Wechselbereitschaft der Kunden zu Innovationen anderer Anbieter kommen. Dementsprechend sollte die Umstellung von einer klassischen zu einer digitalen Vermögensverwaltung primär bei denjenigen Kunden angedacht werden, die ein hohes Relationship Commitment gegenüber der Hausbank aufweisen.

Schließlich sollte neben den in diesem Beitrag genannten Vorteilen des Einsatzes digitaler Vermögensverwalter der Ersatz des menschlichen Ansprechpartners durch Künstliche Intelligenz jedoch auch kritisch hinterfragt werden. So gibt es mangels historischer Daten noch *keine Beweise für ein erfolgreiches Agieren der Algorithmen in finanziellen Krisenzeiten*. Erste Untersuchungen zu der Performanz digitaler Systeme während des Covid-19-bedingten Einbruchs der Kapitalmärkte zeigten ein schlechteres Abschneiden der meisten digitalen Vermögensverwalter als vergleichbar breit gestreute ETFs (boerse.ARD 2020b).

6. Limitationen und zukünftige Studien

Auch diese Studie unterliegt Limitationen, aus denen sich zugleich mögliche Ansätze für zukünftige Forschungsvorhaben ergeben. Zunächst ist im Rahmen der Konstruktoperationalisierung die Limitation anzuführen, dass das *Relationship Commitment gegenüber der*

Hausbank und die Nutzungsintention der digitalen Vermögensverwaltung der Hausbank jeweils mit Hilfe einer Single-Item-Skala gemessen wurden. In zukünftigen Studien sollte eine geeignete Multi-Item-Skala verwendet werden. Die Stichprobe der vorliegenden Studie zeichnet sich zudem durch ein überdurchschnittlich hohes Vermögen und Finanzwissen aus. Da mit einer digitalen Vermögensverwaltung aufgrund der attraktiven Kostenstruktur insbesondere weniger vermögende Kunden oder auch solche mit einem geringeren Finanzwissen adressiert werden sollen, könnten hier mögliche Verzerrungseffekte entstanden sein. Weiterhin unterlag die Erhebung dem „Self-Report“-Problem, d. h. es wurde nicht das tatsächliche Verhalten der Befragten beobachtet, sondern auf eine Selbstbekundung zurückgegriffen. Zudem wurden durch die Durchführung als Online-Erhebung primär technik- bzw. internetaffine Konsumenten berücksichtigt. Schließlich beruhte die Erhebung zum Vertrauen in die digitale Vermögensverwaltung auf einem Szenario, bei dem die Befragten nach einer vorangegangenen Definition ihr Vertrauen in die digitale Vermögensverwaltung bewerten sollten. Dabei hatte lediglich ein kleiner Anteil der Befragten im Vorfeld bereits eigene Erfahrungen mit einer digitalen Vermögensverwaltung gemacht. In zukünftigen Studien sollte empirisch untersucht werden, inwiefern die in der Diskussion angedachten Maßnahmen zur Entwicklung von Vertrauen und Relationship Commitment tatsächlich wirken könnten.

7. Fazit – Vertrauen als Schlüsselfaktor

Der Einsatz von KI in der Vermögensverwaltung stellt die Finanzdienstleistungsbranche vor neue Herausforderungen. Durch die vorliegende Studie konnte gezeigt werden, dass dem Vertrauen im Kontext der Nutzungsintention einer digitalen Vermögensverwaltung eine wesentliche Bedeutung zuteil wird. Dies zeigte sich sowohl in anbieterübergreifender, genereller Hinsicht als auch bei einer innerhäusigen Umstellung der persönlichen hin zu einer digitalen automatisierten Dienstleistung. Aufbauend auf dieser Erkenntnis empfiehlt es sich für Finanzdienstleister, zusätzliche Maßnahmen zum Vertrauensaufbau in die Hausbank als Institution und die Innovation selbst zu ergreifen. Das Vertrauen in die Hausbank und das daraus resultierende Relationship Commitment können sich als First-Mover Advantage gegenüber anderen Anbietern und insbesondere neuen Wettbewerbern erweisen. Dies zeigt sich vor allem bei der bevorzugten Nutzungsintention hauseigener Innovationen gegenüber denen anderer Anbieter. Das aufgebaute Vertrauen sowie das Relationship Commitment gegenüber etablierten Marktteilnehmern wie Hausbanken könnten für neue Wettbewerber als Markteintrittsbarrieren gelten, da diese nicht über einen langfristig aufgebauten Kundenstamm verfügen. Schließlich zeigen die Ergebnisse in theoretischer Hinsicht, dass entgegen Simonson's (2015) Apell zur kritischen Hinterfragung etablierter Theorien im digitalen Kontext, die Commitment-Trust Theory auch außerhalb analoger Sachverhalte angewendet werden kann.

Literaturverzeichnis

- Bagozzi, R.P./Yi, Y. (1988): On the Evaluation of Structural Equation Models, in: Journal of the Academy of Marketing Science, Vol. 16, No. 1, S. 74-94.
- Belanche, D./Casaló, L.V./Flavián, C. (2019): Artificial Intelligence in FinTech – Understanding Robo-Advisors Adoption Among Customers, in: Industrial Management & Data Systems, Vol. 119, No. 7, S. 1411-1430.
- Boerse.ARD (2020a): Überblick – Robo Advisors in Deutschland, <https://boerse.ard.de/anlagestrategie/geldanlage/ueberblick-robo-advisors100.html> (Zugriff am 05.07.2020).
- Boerse.ARD (2020b): Robo Advisors in der Corona-Krise, <https://boerse.ard.de/anlagestrategie/geldanlage/robo-advisor-in-der-krise100.html> (Zugriff am 05.07.2020).
- Braunberger, G. (2014): Wie reich muss der Kunde sein?, in: FAZ.net, <https://www.faz.net/aktuell/finanzen/fonds-mehr/vermoegensverwaltung-wie-reich-muss-der-kunde-sein-12959697.html> (Zugriff am 05.07.2020).
- Bruhn, M./Georgi, D. (2006): Dienstleistungsmanagement in Banken – Konzeption und Umsetzung auf Basis der Service Value Chain, Frankfurt am Main.
- Bruhn, M./Hadwich, K. (2017): Dienstleistungen 4.0 – Erscheinungsformen, Transformationsprozesse und Managementimplikationen, in: Bruhn, M./Hadwich, K. (Hrsg.): Dienstleistungen 4.0, Forum Dienstleistungsmanagement, Wiesbaden.
- Comdirect (2020): Cominvest – Ihre digitale Vermögensverwaltung, <https://www.comdirect.de/geldanlage/cominvest.html> (Zugriff am 14.07.2020).
- Davis, F. (1986): A Technology Acceptance Model for Empirically Testing New End-User Information Systems – Theory and Results, Boston.
- Deutsche Bank (2020): Digitale Vermögensverwaltung – damit jeder wie ein Profi anlegen kann., <https://www.deutsche-bank.de/pk/lp/robin.html> (Zugriff am 14.07.2020).
- Doney, P./Cannon, J. (1997): An Examination of the Nature of Trust in Buyer-Seller Relationships, in: Journal of Marketing, Vol. 61, No. 2, S. 35-51.
- Edelman (2009): 2009 Edelman Trust Barometer, <https://www.edelman.com/sites/g/files/aatuss191/files/2018-10/2009-Trust-Barometer-Global-Deck.pdf> (Zugriff am 25.08.2020).
- Elsas, R. (2005): Empirical Determinants of Relationship Lending, in: Journal of Financial Intermediation, Vol. 14, No. 1, S. 32-57.
- Epley, N./Waytz, A./Cacioppo, J. (2007): On Seeing Human – A Three-Factor Theory of Anthropomorphism, in: Psychological Review, Vol. 114, No. 4, S. 864-886.
- Faust, M. (2019): Private Banking und Wealth Management – Ein Überblick über Marktsegmente und Leistungsangebote, in: Brost, H./Faust, M./Reitinger, W.J. (Hrsg.): Private Banking und Wealth Management – Strategien und Erfolgsfaktoren, 3. Aufl., Wiesbaden, S. 1-23.

- Fethi, M.D./Pasiouras, F. (2010): Assessing Bank Efficiency and Performance with Operational Research and Artificial Intelligence Techniques – A survey, in: *European Journal of Operational Research*, Vol. 204, No. 2, S. 189-198.
- Fornell, C./Larcker, D.F. (1981): Evaluating Structural Equation Models with Unobservable Variables and Measurement Error, in: *Journal of Marketing Research*, Vol. 18, No. 1, S. 39-50.
- Gefen, D./Karahanna, E./Straub, D. (2003): Trust and TAM in Online Shopping – An Integrated Model, in: *MIS Quarterly*, Vol. 27, No. 1, S. 51-90.
- Gefen, D./Straub, D. (2004): Consumer Trust in B2C E-Commerce and the Importance of Social Presence – Experiments in E-Products and E-Services, in: *Omega – The International Journal of Management Science*, Vol. 32, No. 6, S. 407-424.
- Gu, J.-C./Lee, S.-C./Suh, Y.-H. (2009): Determinants of Behavioral Intention to Mobile Banking, in: *Expert Systems with Applications*, Vol. 36, No. 9, S. 11605-11616.
- Gulden, J. (2019): *Automatisierte Geldanlage*, Wiesbaden.
- Hair, J.F./Anderson, R.E./Tatham, R.L./Black, W.C. (1998): *Multivariate data analysis*, 5. Aufl., Upper Saddle River.
- Hayes, A.F. (2017): *Introduction to Mediation, Moderation and Conditional Process Analysis – A Regression-Based Approach*, 2. Aufl., New York.
- Henke, J. (2019): Jeder dritte vermögende Kunde könnte Wealth-Manager wechseln, in: *Handelsblatt* vom 10.09.2019, <https://www.handelsblatt.com/finanzen/anlagestrategie/trends/vermoegensverwalter-jeder-dritte-vermoegende-kunde-koennte-wealth-manager-wechseln/25000274.html?ticket=ST-13658044-ixzWjfdabMc3n0eWjhv7-ap2> (Zugriff am 05.07.2020).
- Hohenberger, C./Lee, C./Coughlin, J. (2019): Acceptance of Robo-Advisors: Effects of Financial Experience, Affective Reactions, and Self-Enhancement Motives, in: *Financial Planning Review*, Vol. 2, No. 2; S. 1-14.
- Huang, M.H./Rust, R.T. (2018): Artificial Intelligence in Service, in: *Journal of Service Research*, Vol. 21, No. 2, S. 155-172.
- Jiang, P./Jones, D.B./Javie, S. (2018): How Third-Party Certification Programs Relate to Consumer Trust in Online Transactions – An Exploratory Study, in: *Psychology & Marketing*, Vol. 25, No. 9, S. 839-858.
- Jordan, M.I./Mitchell, T.M. (2015): Machine Learning – Trends, Perspectives and Prospects, in: *Science*, Vol. 349, No. 6245, S. 255-260.
- Jung, D./Dorner, V./Weinhardt, C./Pusmaz, H. (2018): Designing a Robo-Advisor for Risk-Averse, Low-Budget Consumers, in: *Electronic Markets*, Vol. 28, No. 3, S. 367-380.

- Jung, D./Glaser, F./Köpplin, W. (2019): Robo-Advisory – Opportunities and Risks for the Future of Financial Advisory, in: Nissen, V. (Hrsg.): *Advances in Consulting Research*, Cham, S. 405-427.
- Kenning, P. (2002): *Customer-Trust-Management – Ein Beitrag zum Vertrauensmanagement im Lebensmitteleinzelhandel*, Wiesbaden.
- Kim, G./Shin, B./Lee, H.G. (2009): Understanding Dynamics between Initial Trust and Usage Intentions of Mobile Banking, in: *Information Systems Journal*, Vol. 19, No. 3, S. 283-311.
- Lins, K.V./Servaes, H./Tamayo, A. (2017): Social Capital, Trust and Firm Performance – The Value of Corporate Social Responsibility during the Financial Crisis, in: *The Journal of Finance*, Vol. 72, No. 4, S. 1785-1824.
- Lu, Y./Yang, S./Chau, P./Cao, Y. (2011): Dynamics between the Trust Transfer Process and Intention to Use Mobile Payment Services – A Cross-Environment Perspective, in: *Information & Management*, Vol. 48, No. 8, S. 393-403.
- Lumma, K./Knoke, W./Kühn, I.-W. (2019): Private Banking in Deutschland – Status quo, Entwicklungen und Perspektiven, in: Brost, H./Faust, M./Reitinger, W.J. (Hrsg.): *Private Banking und Wealth Management – Strategien und Erfolgsfaktoren*, Wiesbaden, S. 25-55.
- Mayer, R./Davis, J./Schoorman, F. (1995): An Integrative Model of Organizational Trust, in: *Academy of Management Review*, Vol. 20, No. 3, S. 709-734.
- Meffert, H./Burmannel, C./Kirchgeorg, M./Eisenbeiß, M. (2019): *Marketing – Grundlagen marktorientierter Unternehmensführung: Konzepte – Instrumente – Praxisbeispiele*, 13. Aufl., Wiesbaden.
- Morgan, R.M./Hunt, S.D. (1994): The Commitment-Trust Theory of Relationship Marketing, in: *Journal of Marketing*, Vol. 58, No. 3, S. 20-38.
- Mukherjee, A./Nath, P. (2003): A Model of Trust in Online Relationship Banking, in: *International Journal of Bank Marketing*, Vol. 21, No. 1, S. 5-15.
- Nor, K./Pearson, J. (2008): An Exploratory Study into the Adoption of Internet Banking in a Developing Country – Malaysia, in: *Journal of Internet Commerce*, Vol. 7, No. 1, S. 29-73.
- Nunnally, J.C. (1978): *Psychometric Theory*, 2. Aufl., New York.
- Riedl, R./Mohr, P.N./Kenning, P.H./Davis, F.D./Heekeren, H.R. (2014): Trusting Humans and Avatars – A Brain Imaging Study Based on Evolution Theory, in: *Journal of Management Information Systems*, Vol. 30, No. 4, S. 83-114.
- Schoorman, F./Mayer, R./Davis, J. (2007): An Integrative Model of Organizational Trust – Past, Present and Future, in: *The Academy of Management Review*, Vol. 32, No. 2, S. 344-354.
- Simonson, I (2015): Mission (Largely) Accomplished – What's Next for Consumer BDT-JDM Researchers?, in: *Journal of Marketing Behavior*, Vol. 1, No. 1, S. 9-35.

- Sirdeshmukh, D./Sing, J./Sabol, B. (2002): Consumer Trust, Value and Loyalty in Relational Exchanges, in: *Journal of Marketing*, Vol. 66, No. 1, S. 15-37.
- Spekman, R.E. (1988): Strategic Supplier Selection – Understanding Long-Term Buyer Relationships, in: *Business Horizons*, Vol. 31, No. 4, S. 75-81.
- Statista (2020): Prognose zur Entwicklung des verwalteten Vermögens der Robo-Advisors weltweit von 2017 bis 2023, <https://de.statista.com/statistik/daten/studie/739912/umfrage/entwicklung-des-verwalteten-vermoegens-der-robo-advisors-weltweit/> (Zugriff am 05.07.2020).
- Steinmann, T. (2013): Vertrauen in Banken – Eine empirische Untersuchung von Determinanten und Konsequenzen, Wiesbaden.
- Stewart, K. (2003): Trust Transfer on the World Wide Web, in: *Organization Science*, Vol. 14, No. 1, S. 5-17.
- Sunikka, A./Peura-Kapanen, L./Raijas, A. (2010): Empirical Investigation Into the Multifaceted Trust in the Wealth Management Context, in: *International Journal of Bank Marketing*, Vol. 28, No. 1, S. 65-81.
- Venkatesh, V./Davis, F. (2000): A Theoretical Extension of the Technology Acceptance Model – Four Longitudinal Field Studies, in: *Management Science*, Vol. 46, No. 2, S. 186-204.
- Waytz, A./Heafner, J./Epley, N. (2014): The Mind in the Machine – Anthropomorphism in Creases Trust in an Autonomous Vehicle, in: *Journal of Experimental Social Psychology*, Vol. 52, S. 113-117.
- Wu, C.R./Lin, C.T./Tsai, P.H. (2010): Evaluating Business Performance of Wealth Management Banks, in: *European Journal of Operational Research*, Vol. 207, No. 2, S. 971-979.
- Xie, Y./Peng, S. (2009): How to Repair Customer Trust after Negative Publicity – The Roles of Competence, Integrity, Benevolence, and Forgiveness, in: *Psychology & Marketing*, Vol. 26, No. 7, S. 572-589.
- Yousafzai, S./Yani-de-Soriano, M. (2012): Understanding Customer Specific Factors Underpinning Internet Banking Adoption, in: *International Journal of Bank Marketing*, Vol. 30, No. 1, S. 60-81.
- Yu, P./Balaji, M./Khong, K. (2015): Building Trust in Internet Banking – A Trustworthiness Perspective, in: *Industrial Management & Data Systems*, Vol. 115, No. 2, S. 235-252.
- Zhao, A.L./Koenig-Lewis, N./Hanmer-Lloyd, S./Ward, P. (2010): Adoption of Internet Banking Services in China – Is it all about Trust?, in: *International Journal of Bank Marketing*, Vol. 28, No. 1, S. 7-26.
- Zhou, T. (2012): Examining Mobile Banking User Adoption from the Perspectives of Trust and Flow Experience, in: *Information Technology Management*, Vol. 13, No. 1, S. 27-37.



Jan-Gerrit Grotenhermen, Nicholas Schönberg und Gerhard Schewe

Wahrnehmungen und Vertrauen gegenüber Conversational Agents im Kundenservice von Finanzdienstleistern – Eine vergleichende Analyse

1. Einleitung
 2. Theoretische Grundlagen
 - 2.1 Chatbots als Anwendungsform Künstlicher Intelligenz
 - 2.2 Hypothesenherleitung
 3. Methodik
 - 3.1 Fragebogendesign
 - 3.2 Konstruktbeschreibung
 - 3.3 Datenerhebung und Stichprobe
 - 3.4 Datenanalyse
 4. Ergebnisse
 5. Diskussion
- Literaturverzeichnis

Jan-Gerrit Grotenhermen, M.Sc., ist wissenschaftlicher Mitarbeiter am Lehrstuhl für BWL, insbesondere Organisation, Personal und Innovation, der WWU Münster. *Nicholas Schönberg*, M.Sc., ist Absolvent der WWU Münster. Prof. Dr. *Gerhard Schewe* ist Inhaber des Lehrstuhls für BWL, insbesondere Organisation, Personal und Innovation, an der WWU Münster.

1. Einleitung

Das Zusammenwirken von Menschen, Technologien, Organisationen und Informationen ermöglicht eine zunehmende Serviceorientierung, die einen wesentlichen Baustein erfolgreicher Geschäftsmodelle darstellt (Maglio et al. 2009; Peters et al. 2016). Jedoch ist es für viele Unternehmen nach wie vor schwierig, ihre Kunden durch die personalisierte und unmittelbare Erbringung von Dienstleistungen zufriedenzustellen (Henn 2018). Auch in der Finanz- und Versicherungsdienstleistungsbranche erwarten Kunden einen durchgängigen und konsistenten Service (Klug 2018). In diesem Zusammenhang bieten automatisierte Nutzerschnittstellen großes Potenzial hinsichtlich gesteigerter Effizienz und Bequemlichkeit, auch im Kundenservice (Barrett et al. 2015). Zudem bietet die (Teil-)Automatisierung des Kundenservice das Potenzial, die Interaktionen zu personalisieren und die Kundenorientierung eines Unternehmens zu verbessern (Accenture Digital 2018; Henn 2018). Chatbots, die als Anwendungsform Künstlicher Intelligenz (KI) klar definierte Aufgaben in der Kundenkommunikation zu begrenzten Themenbereichen ausführen (Nunamaker et al. 2011; Gnewuch et al. 2017; Laumer et al. 2019), könnten den *Kundenservice in der Finanz- und Versicherungsdienstleistungsbranche* nachhaltig verändern. Verwandte Studien untersuchten Anwendungsmöglichkeiten und die Akzeptanz von Chatbots im E-Commerce, E-Health oder der E-Governance (z. B. Gupta et al. 2015; Chung et al. 2020; Androutsopoulou et al. 2019; Laumer et al. 2019), während Studien mit Bezug zur Finanzdienstleistungsbranche hauptsächlich die Wahrnehmung von Robo Advisors, also KI-basierten Investmentassistenten, untersuchten (Jung et al. 2018; Belanche et al. 2019; Morana et al. 2020).

Fraglich ist dabei, wie Kunden die Dienstleistung wahrnehmen, wenn sie durch einen *Chatbot anstelle eines menschlichen Kundenbetreuers* durchgeführt wird und inwiefern sie beispielsweise bereit sind, dem Chatbot sensible Daten anzuvertrauen. So zeigt etwa eine Studie im Social Media-Kontext abweichende Verhaltensmuster und Auffassungen in Abhängigkeit von der Menschlichkeit des Interaktionspartners auf (Hill et al. 2015). Das „Machines are better at vs. Humans are better at“ (MABA-HABA) Framework legt in diesem Zusammenhang nahe, dass menschliche und technologische Agenten unterschiedlich gut geeignet sind, spezifische Aufgaben auszuführen und auch entsprechend wahrgenommen werden (Lee 2018; Glikson/Woolley 2020). Während (künstlich) intelligente Systeme den Menschen bei sich wiederholenden, mechanischen und kalkulatorischen Aufgaben übertreffen können, werden sie in Bezug auf soziale Kontexte oder ethische Urteile meist als unterlegen wahrgenommen (Brynjolfsson/McAfee 2014; Hengstler et al. 2016; Lee 2018). Auch ihr Potenzial zu diskriminieren und die Abhängigkeit von einer geeigneten Datenbasis sollte beachtet werden (Martin 2019). Im Kontext dieser Studie könnten die Erreichbarkeit außerhalb gängiger Geschäftszeiten und die Konsistenz der Servicequalität *Vorteile KI-basierter Systeme* darstellen.

Die vorliegende Studie soll die Frage beantworten, wie der *Einsatz KI-basierter Conversational Agents* für die Betreuung von Anliegen an Finanzdienstleistungsunternehmen wahrgenommen wird und inwiefern diese Wahrnehmung sich gegenüber der von menschlichen Kundenbetreuern unterscheidet. Dadurch sollen Determinanten der Akzeptanz von Chatbots sowie vielversprechende Anwendungsgebiete identifiziert werden. Dazu werden in einem quasi-experimentellen 2x2-Forschungsdesign vier Szenarien entwickelt, welche jeweils zwei Ausprägungen der Dimensionen *Agent* (intelligenter Chatbot/menschlicher Kundenbetreuer) und *Anliegen* (Banken-Kontext mit sensiblen Kreditkartendaten/Versicherer-Kontext mit weniger sensiblen Vertragsdaten) miteinander verbinden. 188 Probanden wurden jeweils mit einem Szenario konfrontiert und anschließend hinsichtlich ihrer Bewertung der Situation befragt. Diese Studie trägt somit zum Verständnis der Kundenwahrnehmung, insbesondere hinsichtlich des Vertrauens, gegenüber intelligenten Conversational Agents in der Kundenbetreuung im Finanz- und Versicherungsdienstleistungssektor bei. Sie ermöglicht einen Vergleich dieser Wahrnehmung mit der von menschlichen Servicemitarbeitenden und somit die Identifikation relativer Vor- und Nachteile der Agenten. Sie bietet zudem praktische Impulse für die Anwendungsgestaltung und -auswahl, auch für andere Kontexte, in denen KI-basierte Systeme zukünftig Mitarbeitende entlasten könnten.

2. Theoretische Grundlagen

2.1 Chatbots als Anwendungsform Künstlicher Intelligenz

Chatbots, welche eine Form von Konversationsagenten (engl. „Conversational Agents“) darstellen, sind maschinelle Systeme, die Ansätze des Natural Language Processing nutzen, um natürliche Sprache zu imitieren und mit Nutzern in einen textbasierten Dialog zu treten (Shawar/Atwell 2005; Nunamaker et al. 2011; Griol et al. 2013). *Konversationsagenten* werden dabei unterschiedlich konzeptualisiert. Zusammenfassend lässt sich jedoch feststellen, dass sich die meisten Agenten durch die zwei Dimensionen *Kommunikationsform* (z. B. textuell oder verbal) und *Anwendungskontext* (spezifischer Themenbereich oder generelle Unterhaltung) klassifizieren lassen (Von Der Pütten et al. 2010; Nunamaker et al. 2011; Gnewuch et al. 2017; Laumer et al. 2019). Im Rahmen dieser Studie fokussieren wir uns auf *textbasierte Chatbots*, welche die klar definierte Aufgabe der *Kundenkommunikation zu begrenzten Themenbereichen* sowie das Anstoßen von Workflows und Datenbankabfragen ausführen. Die Verwendung von natürlich anmutender Sprache ist nicht nur eine besondere Funktion, welche Chatbots von anderen Technologien unterscheidet, sondern die Sprache wird auch als das intuitivste User Interface betrachtet und ermöglicht es, die Qualität der Kundeninteraktion zu steigern (Nass et al.

1999; Nunamaker et al. 2011). Insbesondere im Dienstleistungsbereich bietet die Anwendung von KI viel Potenzial, etwa um Prozesse zu automatisieren, sodass Anliegen der Kunden schneller und zuverlässiger bearbeitet werden können. Im Rahmen dieser Studie können Kundenanliegen dabei beispielsweise Prozesse, wie etwa Konten- oder Kreditkartentransaktionen sowie Schadensfälle und deren Bearbeitung, umfassen. Ein Chatbot kann die relevanten Daten zu einzelnen Kunden und vorigen Interaktionen jederzeit abrufen und interpretieren sowie aus der Gesamtheit aller Kunden Regelmäßigkeiten und Muster ableiten. Auch die Personalisierung der Kundeninteraktionen und die individuelle Unterstützung kann die Kundenzufriedenheit steigern (Accenture Digital 2018; Henn 2018).

Die Chatbots, die wir im Rahmen dieser Studie thematisieren, stellen eine Anwendungsform *schwacher KI* dar (Gnewuch et al. 2017; Laumer et al. 2019). Diese beschreibt Systeme, die in der Lage sind, klar spezifizierte Aufgaben auszuführen, für die Menschen ihre Wahrnehmung oder ihre Argumentationsfähigkeit benötigen (Hengstler et al. 2016). Glikson und Woolley (2020) schlagen vor, KI-basierte Systeme zusätzlich zu ihrer maschinellen Intelligenz auch anhand ihrer physischen Erscheinung zu klassifizieren, wobei unterschieden werden kann, ob sie einen physischen Körper, einen virtuellen Avatar oder über keine eigene Entität verfügen. Chatbots erscheinen den Nutzern gegenüber als eigenständige und virtuelle Entität. KIs, die meist auf künstlichen neuronalen Netzwerken basieren, sind in der Lage, ihren Zielerreichungsgrad zu messen und ihre Konfiguration anzupassen. Diese iterative und selbstständige Optimierung wird gemeinhin als „Lernen“ bezeichnet (Krüger/Lischka 2018).

2.2 Hypothesenherleitung

Die *Nutzenwahrnehmung* bezieht sich ursprünglich auf die Wahrnehmung, dass eine Technologie vorteilhaft ist (Davis 1989). Im Rahmen dieses Beitrages bezeichnen wir damit jedoch das Ausmaß, zu dem eine durch Technologie ermöglichte Dienstleistung, genauer gesagt die Bearbeitung von Anliegen durch einen Chat mit einem Kundenbetreuer oder einem Bot, als nützlich empfunden wird. Dadurch, dass der Chatbot nur in einem spezifischen Kontext angewendet wird, ist er in der Lage, auf die gegebenen Anliegen, welche Inputs für das System darstellen, zu reagieren (Nunamaker et al. 2011; Gnewuch et al. 2017; Laumer et al. 2019). Durch den Einsatz von Chatbots im Kundenservice können die Kunden Zeit sparen, sodass ihre Nutzungserfahrung positiver ausfällt. Darüber hinaus sind Chatbots permanent verfügbar, wodurch Kunden nicht an Geschäftszeiten gebunden sind, um ein Anliegen vorzubringen, sondern können dies zu einer für sie günstigen Zeit tun (Henn et al. 2018). Die menschlichen Kapazitäten sind im Vergleich zu denen eines KI-basierten Chatbots deutlich limitierter. So kann letzterer simultan zur Interaktion mit dem Kunden auf mehrere Datenbanken gleichzeitig zugreifen, große Datenmengen verarbeiten und Entscheidungen treffen, während menschliche Agenten diese Tätigkeiten weitestgehend sequenziell ausführen müssen oder gar nicht leisten können (Brynjolfsson/McAfee 2014; Hengstler et al. 2016). Aus der Sicht des Kunden kann demnach die

von einem Chatbot erbrachte Betreuung als nützlicher (schneller, konsistenter, bequemer) wahrgenommen werden, als die gleiche Dienstleistung durch einen menschlichen Kundenbetreuer.

H₁: Die angebotene Dienstleistung wird als nützlicher wahrgenommen, wenn Kunden von einem Chatbot anstelle eines menschlichen Kundenberaters betreut werden.

Darüber hinaus stellt die Nutzenwahrnehmung eine individuelle Einschätzung über den utilitaristischen Wert einer Technologie, bzw. im Kontext dieser Studie einer Dienstleistung, dar (Venkatesh et al. 2012; Rauschnabel et al. 2018). Im Rahmen einer Risiko-Nutzen-Abwägung wird der Kunde diesen utilitaristischen Wert mit dem Risiko, persönliche Informationen preisgeben zu müssen, vergleichen (Dinev/Hart 2006). Unter der Prämisse, dass die Dienstleistung von dieser Preisgabe abgesehen als annähernd gleich nutzenstiftend wahrgenommen wird, ist zu erwarten, dass Kunden eine Dienstleistung als nützlicher wahrnehmen, wenn sie weniger *sensible Daten* preisgeben müssen.

H₂: Die angebotene Dienstleistung wird als nützlicher wahrgenommen, wenn Kunden weniger sensible Daten an den Agenten preisgeben müssen.

Da Technologien immer persönlicher, universeller und allgegenwärtiger werden, gewinnen *Datenschutzbelange* an Bedeutung (Rauschnabel et al. 2018). Insbesondere im Hinblick auf die Preisgabe persönlicher Daten an Chatbots spielen daher Bedenken bezüglich der Privatsphäre aus Nutzersicht eine wichtige Rolle (Laumer et al. 2019). Diese beschreiben die Angst der Nutzer vor potenziellem Missbrauch oder Verlust sensibler und persönlicher Informationen im Rahmen von Transaktionen (Malhotra et al. 2004; Malaquias/Hwang 2016).

Während Chatbots und auch menschliche Kundenbetreuer auf kundenbezogene Datenbestände zurückgreifen können, gibt es zwei wesentliche Unterschiede. Erstens sind Kunden an den Umgang mit menschlichen Kundenbetreuern gewöhnt, sodass sie weniger Bedenken haben, wohingegen ihnen ein Bot eher merkwürdig und unberechenbar vorkommt (Ho/McDorman 2010; Ben Mimoun et al. 2012). Zweitens ist der menschliche Berater durch natürliche Grenzen kognitiv limitiert, sodass er weniger Möglichkeiten im Umgang mit den Daten hat, was etwa das – möglicherweise missbräuchliche – simultane Weiterleiten und Abgleichen betrifft (Brynjolfsson/McAfee 2014; Hengstler et al. 2016). Somit besteht beim Chatbot eine größere Gefahr für missbräuchlichen oder nicht nachvollziehbaren Umgang mit den Daten, was zu *privatsphärebezogenen Bedenken* führt (Malhotra et al. 2004; Laumer et al. 2019).

H₃: Datenschutzrechtliche Bedenken sind stärker ausgeprägt, wenn Kunden von einem Chatbot anstelle eines menschlichen Kundenberaters betreut werden.

Je mehr Daten ein Kunde preisgeben muss und je sensibler diese Daten sind, desto eher besteht ein Gefühl von Kontrollverlust (Malhotra et al. 2004). Zudem besteht für Nutzer die Gefahr, dass sensible Daten gespeichert, gegen ihre Interessen verwendet und an Dritte weitergegeben werden (Smith et al. 1996; Malaquias/Hwang 2016). Je mehr Daten dies

betrifft, desto größer ist das Risiko. Es kann somit davon ausgegangen werden, dass in einem Kontext, in dem mehr sensible Daten preisgegeben werden müssen, die *Datenschutzbedenken* insgesamt höher sind.

H₄: Datenschutzrechtliche Bedenken sind stärker ausgeprägt für Anliegen, bei denen Kunden mehr sensible Daten an den Agenten preisgeben müssen.

Vertrauen bezeichnet die Bereitschaft des Vertrauensgebers, sich unter Unsicherheit auf eine andere Entität (Vertrauensnehmer) zu verlassen und sich in eine Situation zu begeben, in der man selbst verletzlich ist. Es setzt sich aus der individuellen Vertrauensdisposition sowie der *Vertrauenswürdigkeit* des Treuhänders zusammen (Mayer et al. 1995). Dabei können Vertrauen und Vertrauenswürdigkeit sich sowohl auf eine Technologie, als auch auf andere Menschen beziehen (Mayer et al. 1995; McKnight et al. 2002; McKnight et al. 2011). Die Literaturüberblicke von Hoff und Bashir (2015) sowie Glikson und Woolley (2020) unterstreichen die besondere Bedeutung von Vertrauen für die erfolgreiche Anwendung KI-basierter Systeme, während eine Studie von Laumer et al. (2019) ihre Relevanz im Zusammenhang mit Conversational Agents herausstellt.

Es wurde nachgewiesen, dass KI-basierte Agenten in zwischenmenschlichen Interaktionen als weniger vertrauenswürdig wahrgenommen werden, was mit dem *MABA-HABA Framework* erklärt werden kann (Lee 2018; Glikson/Woolley 2020). Das geringe Vertrauen gegenüber Chatbots könnte beispielsweise dadurch erklärt werden, dass sie den Nutzern fremdartig oder merkwürdig vorkommen (Ho/McDorman 2010). Auch eigene Erfahrungen und die Vertrautheit mit menschlichen Kundenbetreuern könnten einen signifikanten Unterschied begünstigen (Venkatesh et al. 2012). Zudem kann davon ausgegangen werden, dass sich die *Vertrauenswürdigkeit* gegenläufig zu den Datenschutzbedenken verhält (Pavlou 2003; Bansal et al. 2015). Konsistent mit der Hypothese, dass datenschutzrechtliche Bedenken stärker ausgeprägt sind, wenn Kunden von einem Chatbot anstelle eines menschlichen Kundenberaters betreut werden, ist auch dies ein Argument dafür, dass ein menschlicher Kundenberater als vertrauenswürdiger wahrgenommen wird, als ein Chatbot.

H₅: Die wahrgenommene Vertrauenswürdigkeit des Agenten ist geringer ausgeprägt, wenn Kunden von einem Chatbot anstelle eines menschlichen Kundenberaters betreut werden.

Auch die *Nutzungsintention der Dienstleistung* könnte davon abhängen, von wem sie erbracht wird und inwiefern dafür die Preisgabe persönlicher Daten notwendig ist. Aus der Literatur zur Technologieakzeptanz ist bekannt, dass die Nutzungsintention wesentlich mit dem wahrgenommenen Nutzen zusammenhängt (Davis 1989; Venkatesh et al. 2012), was auch im Kontext von Chatbots vermutet werden kann (Belanche et al. 2019; Laumer et al. 2019). Basierend auf den bereits hergeleiteten Annahmen, dass die Wahrnehmung der Nützlichkeit bei einem Chatbot und bei Preisgabe von weniger sensiblen Daten höher ausfällt, kann vermutet werden, dass dies ebenfalls für die Nutzungsintention zutrifft. Demgegenüber steht jedoch, dass auch Datenschutz und Vertrauenswürdigkeit sich auf

das Nutzungsverhalten von neuen Technologien auswirken können (Pavlou 2003; Malhotra et al. 2004; Dinev/Hart 2006; Bansal et al. 2015; Rauschnabel et al. 2018). Wir haben hergeleitet, dass Datenschutzbedenken gegenüber dem Chatbot stärker ausfallen und dieser als weniger vertrauenswürdig wahrgenommen werden könnte. Es stehen somit mögliche Vorteile hinsichtlich der wahrgenommenen Nützlichkeit der Dienstleistung, wenn sie durch einen Chatbot erbracht wird, potenziell größeren Datenschutzbedenken und geringerer Vertrauenswürdigkeit gegenüber. Den explorativen Charakter dieser Studie unterstreichend stellen wir deshalb ungerichtete Hypothesen auf.

H₆: Die Nutzungsintention der Dienstleistung unterscheidet sich abhängig davon, ob Kunden von einem Chatbot oder einem menschlichen Kundenberater betreut werden.

H₇: Die Nutzungsintention der Dienstleistung unterscheidet sich abhängig davon, ob Kunden mehr oder weniger sensible Daten an den Agenten preisgeben müssen.

3. Methodik

3.1 Fragebogendesign

Durch das quasi-experimentelle Forschungsdesign des faktoriellen Fragebogens können den Probanden verschiedene Szenarien präsentiert werden, was es ermöglicht, die individuelle Wahrnehmung bezogen auf die jeweilige konkrete Situation zu erheben (Atzmüller/Steiner 2010). In der textuellen Szenariobeschreibung werden die Faktoren Kontext der Interaktion („Anliegen“) und Chat-Partner („Agent“) auf je zwei Faktorstufen variiert, wodurch sich ein 2x2 Forschungsdesign ergibt. Wir werden dabei die Faktoren als Zwischensubjektfaktoren messen, um Übertragungseffekte zu vermeiden (Atzmüller/Steiner 2010; Evans et al. 2015). Den Richtlinien von Evans et al. (2015) folgend, leiten wir die Szenarien aus theoretischen Überlegungen ab, formulieren sie im Präsens und in einfacher, narrativer Sprache. Darüber hinaus unterscheiden sich die Situationsbeschreibungen nur, wenn notwendig.

Zu Beginn werden die Teilnehmer der Umfrage darüber informiert, dass sie entweder eine Chat-Unterhaltung mit einem Chatbot oder einem menschlichen Kundenberater sehen werden, was die Variation des Faktors „Agent“ darstellt. Die Probanden erfahren außerdem, dass der Agent auf Daten zum Namen, der Adresse, beanspruchten Leistungen, Beschwerden in der Vergangenheit und auf frühere Chats zugreifen kann. Im Falle des *Chatbots* wird zusätzlich erwähnt, dass dieser eine Anwendungsform Künstlicher Intelligenz darstellt, die es ermöglicht, Chats mit einem Kunden zu führen und kontinuierlich zu lernen. Außerdem wird beschrieben, dass der Chatbot-Dienst 24 Stunden am Tag und an jedem Tag der Woche zur Verfügung steht. Schließlich wurde kommuniziert, dass sich

das System im Laufe der Zeit an die Kunden anpasst, um die Chats zu optimieren. Die Beschreibung des *menschlichen Agenten* betont menschliches Lernen und weist darauf hin, dass es nur eine begrenzte Anzahl von Agenten gibt, die von Montag bis Samstag während der Geschäftszeiten von 7 bis 22 Uhr erreichbar sind.

Im Anschluss an diese Beschreibung wird den Teilnehmenden eine von zwei möglichen beispielhaften *Konversationen* (Faktor „*Anliegen*“) zwischen dem entsprechenden Agenten und einem Kunden gezeigt, in welchen sie sich hineinversetzen sollen. Die Konversationen sind dabei für Chatbot und Kundenbetreuer identisch. Die Unterschiede zwischen den beiden Konversationen betreffen dabei den Anlass für die Konversation sowie hauptsächlich die Menge und Sensibilität der Informationen, die der Kunde zur Bearbeitung des Anliegens offenlegen muss. Die Konversation im Bankenkontext veranschaulicht das Thema einer Überweisungstransaktion. Der Proband wird gebeten, sich vorzustellen, er wolle mit seiner Kreditkarte eine Überweisung tätigen. Zur Autorisierung der Transaktion ist die Offenlegung sensibler Informationen, wie z. B. Wohnadresse, Kreditkartennummer, Prüfnummer sowie persönlicher Identifikations-PIN notwendig. Auch der Empfänger muss offengelegt werden. Die dargestellte Konversation endet mit einer Bestätigung seitens des Agenten, dass die Transaktion ausgeführt wurde. Im Chat mit der Versicherungsgesellschaft soll der Proband sich in die Situation versetzen, er wolle im Rahmen seiner Haftpflichtversicherung einen verursachten Schaden am Laptop einer Freundin melden. Hier ist die Angabe weniger sensibler Informationen, wie der Nummer der Versicherungspolice, notwendig. Nach Nennung des Laptop-Modells seitens des Kunden gibt der Agent Auskunft über den Zeitwert und gibt an, nach Übersendung eines Fotos vom Laptop oder einer Reparaturrechnung den Zahlungsprozess anzuweisen.

3.2 Konstruktbeschreibung

Die in der Umfrage verwendeten *Konstrukte* wurden aus früheren Studien übernommen und auf den spezifischen Kontext dieser Arbeit adaptiert, um die Validität und Reliabilität der Ergebnisse zu gewährleisten. Dabei wird die Zustimmung der Teilnehmenden zu spezifischen Items der Konstrukte anhand von sieben-stufigen Likert-Skalen gemessen (Devellis 2016).

Die Fragen wurden geringfügig angepasst, um der Bewertung des jeweiligen Agenten (Chatbot oder Kundenbetreuer) gerecht zu werden. Für die Konstrukte der *erwarteten Nützlichkeit* und zukünftigen *Nutzungsintention* wurden Fragen aus dem UTAUT2-Modell (Venkatesh et al. 2012) adaptiert. Sie umfassen dabei vier, respektive drei Items. Zur Anpassung auf den menschlichen Kundenbetreuer wurden die Items geringfügig verändert. So wurde beispielsweise „Die Verwendung des Voice Bots ermöglicht es mir meine Anliegen schneller zu erledigen“ in „Durch die Unterstützung des Kundenbetreuers kann ich meine Anliegen schneller erledigen“ umgewandelt. Die *privatsphärebezogenen Bedenken* wurden durch vier Items, angelehnt an Dinev und Hart (2006), gemessen. Diese

adressieren individuelle Datenschutzbelange im Kontext der Weitergabe von Informationen und sind demnach sowohl auf die Interaktion mit einem Chatbot, als auch einem menschlichen Kundenbetreuer generalisierbar. Die wahrgenommene *Vertrauenswürdigkeit* wurde anhand von neun Items von McKnight et al. (2002) operationalisiert. Wir gehen aufgrund der Konzeption des Chatbots davon aus, dass auch für diesen die Konstrukte der zwischenmenschlichen Vertrauenswürdigkeit angewandt werden können, was die Vergleichbarkeit sicherstellt. Die Darstellung der konstruktbezogenen Gütekriterien folgt in der Ergebnisdarstellung.

3.3 Datenerhebung und Stichprobe

Die Umfrage wurde in Interessengruppen zur Digitalisierung und zu verwandten Themen in professionellen sozialen Netzwerken veröffentlicht und stand den Befragten vom 11. November 2019 bis zum 30. Dezember 2019 zur Verfügung. Insgesamt wurde der Fragebogen 435 Mal aufgerufen und von 235 Teilnehmern vollständig ausgefüllt, was einer Antwortquote von 54,02 Prozent entspricht. Im Rahmen der Datenbereinigung wurden insgesamt 47 Datensätze ausgeschlossen, da entweder die Kontrollfrage nach dem dargestellten Chatpartner falsch beantwortet wurde oder die Daten Auffälligkeiten, etwa hinsichtlich zu kurzer Antwortzeiten, zeigten. Die verbleibenden 188 Fälle teilen sich wie nachfolgend dargestellt auf: 54 Teilnehmern wurde das Szenario im Versicherer-Kontext mit einem Chatbot ausgespielt, während 41 hier einen menschlichen Kundenbetreuer simuliert bekamen. Im Bankenkontext wurde das Chatbot-Szenario 53 Befragten angezeigt, wohingegen 40 Mal das Kundenbetreuer-Szenario verwendet wurde.

Das Durchschnittsalter der Befragten liegt bei 25,67 Jahren (Standardabweichung = 4,08 Jahre). Während sich 114 (60,64 Prozent) der Teilnehmenden dem weiblichen Geschlecht zuordnen, gaben 70 (37,23 Prozent) an, sich als Mann zu identifizieren. Vier Personen (2,13 Prozent) ordnen sich keinem der beiden Geschlechter zu. Die Mehrheit der Befragten (66,49 Prozent) geht hauptberuflich einem Studium nach, während 27,66 Prozent erwerbstätig sind. Weitere 2,13 Prozent sind selbstständig und die restlichen 3,72 Prozent sind arbeitsuchend oder Rentner/Pensionäre. Hinsichtlich des Bildungsstandes verfügt die Mehrheit der Befragten aktuell über ein abgeschlossenes Hochschulstudium (61,17 Prozent) oder eine Hochschulzugangsberechtigung (27,66 Prozent), während andere Abschlüsse 11,17 Prozent ausmachen.

3.4 Datenanalyse

Um zu untersuchen, inwiefern systematische Unterschiede zwischen den einzelnen Gruppen in Abhängigkeit von den ihnen präsentierten Faktorausprägungen sowie deren Interaktionen vorliegen, werden nachfolgend *Varianzanalysen* (ANOVAs) mit Hilfe der auf R basierenden Software JASP (Jasp Team 2018) durchgeführt. Die Voraussetzungen zur

Durchführung der ANOVAs sind für alle betrachteten Variablen gegeben. Varianzhomogenität kann angenommen werden, da der Levene-Test in allen vier Fälle kein signifikantes Ergebnis erzielt und auch bei Betrachtung der Quartil-Quartil-Diagramme keine nennenswerten Abweichungen festgestellt wurden. Darüber hinaus kann die Normalverteilung der abhängigen Variablen aufgrund der Stichprobengröße für alle Gruppen grundsätzlich angenommen werden. Zusätzlich wurde der Shapiro-Wilk-Test durchgeführt, wobei sich Abweichungen feststellen lassen. Deshalb wird zur Untermauerung der Robustheit der Ergebnisse auf das non-parametrische Verfahren des Kruskal-Wallis-Tests zurückgegriffen. Alle Konfidenzintervalle und p-Werte der Post-hoc-Analysen wurden entsprechend der Bonferroni-Holm-Korrektur angepasst, um der Inflation des Alpha-Niveaus Rechnung zu tragen (Holm 1979).

4. Ergebnisse

Zunächst werden die einzelnen Konstrukte auf *Reliabilität und Validität* geprüft. Es kann für alle Konstrukte von ausreichender interner Konsistenz ausgegangen werden, da die Werte von Cronbachs Alpha über 0,7 lagen (Cronbach 1951). Darüber hinaus haben wir die Kongenerische Reliabilität (KR) der Konstrukte betrachtet, da sie für Maße mit unterschiedlichen äußeren Ladungen und individuellen Reliabilitäten robuster ist (Henseler et al. 2009). Auch hier erreichten alle Konstrukte den Schwellenwert von 0,7. Die Konvergenzvalidität wurde anhand der durchschnittlich erfassten Varianz bewertet (DEV; Fornell/Larcker 1981). Diese kann bei Werten oberhalb von 0,5 für alle Konstrukte angenommen werden. Hinsichtlich der Diskriminanzvalidität stellen wir fest, dass die Quadratwurzel der DEV für jedes Konstrukt höher ist als jeder seiner Korrelationswerte (Fornell/Larcker 1981). Details zu den Indikatoren je Konstrukt können der Abbildung 1 entnommen werden. Korrelationen und Quadratwurzeln der DEV sind in Abbildung 2 dargestellt.

Konstrukt	Mittelwert	Std. Abw.	CA	KR	DEV
Nutzenerwartung	5,321	1,288	0,880	0,887	0,664
Privatsphärebedenken	4,130	1,678	0,936	0,937	0,788
Vertrauenswürdigkeit	4,363	1,418	0,929	0,929	0,594
Nutzungsintention	5,342	1,161	0,798	0,819	0,611

Abbildung 1: Mittelwerte, Standardabweichungen und Güteindikatoren

Die stärksten positiven Korrelationen treten zwischen *Nutzenerwartung* und *Nutzungsintention*, *Nutzenerwartung* und *Vertrauenswürdigkeit* des Agenten sowie *Vertrauenswürdigkeit* des Agenten und *Nutzungsintention* auf. Die *Privatsphärebedenken* sind mit allen drei Konstrukten negativ korreliert.

#	Konstrukt	1	2	3	4
1	Nutzenerwartung	0,815			
2	Privatsphärebedenken	-0,232	0,888		
3	Vertrauenswürdigkeit	0,519	-0,279	0,782	
4	Nutzungsintention	0,539	-0,237	0,405	0,770

Abbildung 2: Korrelationen der Konstrukte und Wurzel der DEV auf der Diagonalen

Die Ausprägungen der untersuchten Variablen in Abhängigkeit von den Faktorausprägungen über die vier Szenarien hinweg werden zunächst deskriptiv betrachtet. Dabei stellen sich die Mittelwerte und Standardabweichungen je Szenario dar, wie in Abbildung 3 dargestellt. Die höchsten Ausprägungen zeigen sich dabei über alle vier Szenarien hinweg bezüglich *Nutzenerwartung* und *Vertrauenswürdigkeit*, wobei beide am höchsten im Szenario der Versicherung mit menschlichem Betreuer ausfallen.

		Anliegen			
		Versicherung		Bank	
Agent	Konstrukt	Mittelwert	Std. Abw.	Mittelwert	Std. Abw.
Chatbot	Nutzenerwartung	5,181	1,431	5,251	1,143
	Privatsphärebedenken	3,959	1,696	4,791	1,406
	Vertrauenswürdigkeit	5,206	1,096	5,075	1,236
	Nutzungsintention	4,122	1,525	4,204	1,452
Kundenbetreuer	Nutzenerwartung	5,893	1,107	5,015	1,304
	Privatsphärebedenken	3,566	1,736	4,063	1,700
	Vertrauenswürdigkeit	5,829	1,160	5,380	1,017
	Nutzungsintention	4,876	1,219	4,372	1,323

Abbildung 3: Mittelwerte und Standardabweichungen je Szenario

Die Ergebnisse der ANOVAs lassen Rückschlüsse darauf zu, inwiefern systematische Unterschiede durch die Einflüsse der Faktoren sowie deren Interaktion erklärt werden kön-

nen. Es zeigt sich, dass der *Agent* keinen signifikanten Zusammenhang mit der *Nutzererwartung* aufweist ($F(1, 184) = 1,642; p = 0,202$). Je nach *Anliegen* dagegen werden unterschiedliche *Nutzererwartungen* deutlich ($F(1, 184) = 4,784; p = 0,031$). Es liegt eine signifikante Interaktion von *Agent* und *Anliegen* vor ($F(1, 184) = 6,521; p = 0,011$). Dies weist darauf hin, dass der *Agent* je nach *Anliegen* als unterschiedlich nützlich wahrgenommen wird. Bonferroni-Holm-korrigierte Post-hoc-Tests zeigen, dass der Service des menschlichen Betreuers im Versicherungskontext als nützlicher wahrgenommen wird ($M = 5,893$, $SD = 1,107$), als der Chatbot ($M = 5,181$; $SD = 1,431$). Die *Nutzererwartung* bezüglich des menschlichen Betreuers variiert zwischen dem Versicherungskontext ($M = 5,893$; $SD = 1,107$) und dem Bankenkontext ($M = 5,015$; $SD = 1,304$).

Bezüglich der *Privatsphärebedenken* lassen sich signifikante Haupteffekte sowohl für den *Agenten* ($F(1, 184) = 14,494; p = 0,021$), als auch für das *Anliegen* feststellen ($F(1, 184) = 20,322; p = 0,006$), wohingegen der Interaktionsterm keinen signifikanten Zusammenhang ausweist ($F(1, 184) = 1,291; p = 0,487$). Im post-hoc Vergleich wurden signifikante Unterschiede zwischen dem Bank-Chatbot-Szenario ($M = 4,791$; $SD = 1,406$) und dem Menschlicher-Betreuer-Versicherer-Szenario ($M = 3,566$; $SD = 1,736$) sowie für die *Privatsphärebedenken* gegenüber dem Chatbot zwischen dem Versicherer- ($M = 3,959$; $SD = 1,696$) und dem Bankenszenario ($M = 4,791$; $SD = 1,406$) festgestellt.

Hinsichtlich der empfundenen *Vertrauenswürdigkeit* des Chatpartners lässt sich ein signifikanter Haupteffekt lediglich für den *Agenten* ($F(1, 184) = 7,698; p = 0,006$) feststellen, wohingegen *Anliegen* ($F(1, 184) = 2,999; p = 0,085$) und Interaktionsterm keine signifikanten Zusammenhänge zur *Vertrauenswürdigkeit* ausweisen ($F(1, 184) = 0,910; p = 0,341$). Im post-hoc Vergleich wurden signifikante Unterschiede zwischen dem Bank-Chatbot-Szenario ($M = 5,075$; $SD = 1,236$) und dem Menschlicher-Betreuer-Versicherer-Szenario ($M = 5,829$; $SD = 1,160$) sowie für die *Vertrauenswürdigkeit* im Versicherer-Szenario zwischen menschlichem Betreuer ($M = 5,829$; $SD = 1,160$) und Chatbot ($M = 5,206$; $SD = 1,096$) identifiziert.

Zuletzt zeigt sich, dass der *Agent* einen signifikanten Zusammenhang mit der *Nutzungsin-tention* aufweist ($F(1, 184) = 5,000; p = 0,027$), wohingegen für *Anliegen* ($F(1, 184) = 1,045; p = 0,308$) und Interaktionsterm ($F(1, 184) = 2,010; p = 0,158$) keine signifikanten Zusammenhänge nachgewiesen werden konnten. Im post-hoc Vergleich wurden keine signifikanten Unterschiede festgestellt. Die Ergebnisse bezüglich aller dargestellten Haupteffekte werden durch den non-parametrischen Kruskal-Wallis-Test bestätigt.

Zur Bewertung der aufgestellten Hypothesen werden zudem die *Stärke und Richtung der Wahrnehmungsunterschiede* analysiert. Ein Überblick über die mittleren Differenzen kann Abbildung 4 entnommen werden. Es zeigt sich, dass Hypothese 1 abgelehnt werden muss, da der *Agent* keinen signifikanten Einfluss auf die *Nutzenwahrnehmung* ausübt, Hypothese 2 jedoch angenommen werden kann. Beim *Anliegen* des Versicherungsfalls mit wenig Datenpreisgabe ist die *Nutzenwahrnehmung* höher. Die Hypothesen 3 und 4 können beide angenommen werden, denn im Falle eines Chatbots als *Agenten* und der umfassenderen Datenpreisgabe an die Bank sind die *Privatsphärebedenken* signifikant erhöht.

Auch Hypothese 5 kann angenommen werden, denn der menschliche *Agent* wird als signifikant *vertrauenswürdiger* wahrgenommen, als ein Chatbot. Hypothese 6 kann angenommen werden, denn es gibt einen signifikanten Unterschied der *Nutzungsintention* hinsichtlich des *Agenten*. Die Teilnehmer sind eher geneigt, zukünftig den Service eines menschlichen Betreuers erneut in Anspruch zu nehmen. Das *Anliegen* bzw. der Grad der Datenpreisgabe (Hypothese 7) hat keinen signifikanten Effekt auf die zukünftige *Nutzungsintention*.

Abhängige Variable	Faktor	Stufe 1	Stufe 2	Mittlere Differenz	Std. Fehler
Nutzen- erwartung	Anliegen	Versicherer	Bank	0,404*	0,185
	Agent	Chatbot	Betreuer	-0,238	0,185
Privatsphärebedenken	Anliegen	Versicherer	Bank	-0,664**	0,24
	Agent	Chatbot	Betreuer	0,561*	0,24
Vertrauenswürdigkeit	Anliegen	Versicherer	Bank	0,29	0,167
	Agent	Chatbot	Betreuer	-0,464**	0,167
Nutzungsintention	Anliegen	Versicherer	Bank	0,211	0,206
	Agent	Chatbot	Betreuer	-0,461*	0,206

Abbildung 4: Mittlere Differenzen basierend auf Ausprägungen der Faktorstufen
* $p < 0,05$, ** $p < 0,01$, *** $p < 0,001$

5. Diskussion

Die Bereitstellung einer Chatfunktion wird, unabhängig vom eingesetzten Agenten, vor allem für die Schadensmeldung an Versicherer als nützlich wahrgenommen. Es konnte jedoch kein signifikanter Haupteffekt des Agenten auf die *Nutzenerwartung* festgestellt werden. Grundsätzlich ist es aus Kundensicht also nicht nutzenstiftend, wenn eine bestimmte Art Agent im Kundenservice eingesetzt wird. Bei Betrachtung der Post-hoc Vergleiche fällt jedoch auf, dass die Kombination aus menschlichem Betreuer und datensparsamer Schadensfallmeldung beim Versicherer als deutlich nützlicher wahrgenommen wird als die Kombination aus menschlichem Betreuer und dem datensensiblen Anliegen der Kreditkartentransaktion. Gleichzeitig wird der Service durch den menschlichen Betreuer gegenüber dem Chatbot im Versicherungskontext als nützlicher eingestuft, im Bankenkontext jedoch nicht. Relativ betrachtet stellt die Kreditkartentransaktion ein wenig vorteilhaftes Szenario für den Kundenbetreuer dar.

Die *Datenschutzbedenken* der Kunden sind gegenüber dem Bot größer, als gegenüber einem menschlichen Berater. Das ist vor allem vor dem Hintergrund interessant, dass ein Bot letztlich keine eigene Entität darstellt, die beispielsweise die Kreditkartendaten missbräuchlich nutzen kann. Hier scheint die Unsicherheit gegenüber dem, möglicherweise als undurchschaubar wahrgenommenen, Algorithmus zu überwiegen, was insbesondere im datensensiblen Bankenszenario gilt. Dieses Ergebnis deckt sich mit Ergebnissen verschiedener Studien, die Datenschutzbedenken als wesentliche Barriere der Nutzung von (intelligenten) Technologien und Conversational Agents identifizieren (Malhotra et al. 2004; Rauschnabel et al. 2018; Laumer et al. 2019). Um derartige Bedenken auszuräumen, können Firmen die Wahrnehmung der Nutzer durch positive und glaubwürdige Erläuterungen und Botschaften positiv beeinflussen (Angst/Agarwal 2009). Mit Blick auf die Privacy Calculus Theorie kann zudem erklärt werden, weshalb privatsphärebezogene Bedenken im datensensiblen Fall der Kreditkartentransaktion mit der Bank deutlich erhöht sind. Bei der Abwägung des Nutzens, welcher als vergleichsweise gering wahrgenommen wird, mit der notwendigen Preisgabe von vielen sensiblen Daten, ergibt sich ein als wenig wünschenswert empfundenes Nutzen-Risiko-Kalkül, sodass die Privatsphärebedenken stark ausgeprägt sind (Dinev/Hart 2006). Bezüglich des weniger datenintensiven Anliegens der Schadensfallmeldung beim Versicherer kann vice versa argumentiert werden.

Der menschliche Kundenbetreuer wird als *vertrauenswürdiger* wahrgenommen, was insbesondere daher rührt, dass im Versicherer-Szenario ein großer, signifikanter Unterschied in der Wahrnehmung von Mensch und Chatbot zu beobachten ist. Dieses Ergebnis ist konsistent mit der hergeleiteten Hypothese und auch mit den Erkenntnissen zu privatsphärebezogenen Bedenken, welche möglicherweise einen Einfluss auf die Vertrauenswürdigkeit haben könnten (Pavlou 2003; Malhotra et al. 2004; Bansal et al. 2015). Eingeordnet in den Kontext des aktuellen Forschungsstandes zu Vertrauen in KI sind diese Ergebnisse konsistent mit der MABA-HABA Theorie, die annimmt, dass Maschinen für Aufgaben mit einem hohen Grad an sozialer Interaktion negativer wahrgenommen werden, was unter anderem an der Bewertung der Interaktion als entmenslicht und weniger wertschätzend liegen könnte (Lee 2018; Glikson/Woolley 2020).

Zuletzt ist die *Nutzungszintention* der Dienstleistung höher, sofern diese von einem menschlichen Betreuer erbracht wird, was mit der positiven Bewertung von Datenschutz und Vertrauenswürdigkeit zusammenhängt und erneut der MABA-HABA Theorie entspricht (Lee 2018; Glikson/Woolley 2020). Die Ergebnisse ermöglichen dabei keine Rückschlüsse auf Kausalitäten, zeigen aber dennoch, dass diese Wahrnehmungen miteinander zusammenzuhängen scheinen (Laumer et al. 2019). Auch fehlende bisherige Erfahrungen mit Chatbots könnten hierbei eine Rolle spielen (Venkatesh et al. 2012; Belanche et al. 2019).

Zusammenfassend hat der *menschliche Betreuer* einen klaren relativen Vorteil im Versicherungsszenario. In diesem Kontext wird der von ihm erbrachten Dienstleistung ein höherer Nutzen zugestanden und mehr Vertrauen entgegengebracht, als im Bankenszenario und auch verglichen mit dem Chatbot. Zudem spielen privatsphärebezogene Bedenken

hier eine untergeordnete Rolle. Im Kontext der Zahlungstransaktion zeigt sich, dass der Chatbot und der menschliche Betreuer vergleichbar wahrgenommen werden. Für den menschlichen Berater stellt dies im relativen Vergleich also eine wenig positive Situation dar. Dabei ist zu bedenken, dass die hier beispielhaft dargestellte Situation der Kreditkartentransaktion auch deshalb negativer bewertet worden sein könnte, weil die meisten Kunden bereits über Zugang zu Online-Banking verfügen, welches die Überweisung via Service-Chat umständlich wirken lässt.

Die Generalisierbarkeit der gewonnenen Erkenntnisse ist durch verschiedene Umstände begrenzt. Diese Studie basiert auf einer Stichprobe junger, formal gebildeter Teilnehmer aus Deutschland, womit kulturelle und demographische Verzerrungen einhergehen könnten. Zudem wurden die verwendeten Konstrukte hauptsächlich aus dem Themenbereich der Technologieakzeptanzforschung adaptiert, um den Charakteristika des Chatbots gerecht zu werden. Weitere Studien sollten die Ergebnisse anhand anderer Konzeptualisierungen, wie etwa unter Nutzung der Kundenzufriedenheit, überprüfen und könnten auch die Erfahrung (Belanche et al. 2019), generelle Technologieaffinität oder Vertrauensdisposition unabhängig von den Experimentalfaktoren erheben und als Kovariaten einsetzen, um die Ergebnisse zu validieren. Zuletzt sind Datenschutzbedenken, Vertrauenswürdigkeit, Nutzenerwartung und Nutzungsintention miteinander verwoben, werden jedoch im Rahmen dieser Studie jeweils als abhängige Variablen behandelt. Weitere Studien sollten darauf aufbauende Regressionsanalysen durchführen, um diese Zusammenhänge weitergehend zu untersuchen. Bezogen auf die Vertrauenswürdigkeit ist darüber hinaus von Interesse, wem das Vertrauen entgegengebracht wird (Laumer et al. 2019). Bezieht es sich auf die Technologie selbst, das anwendende Unternehmen oder den Entwickler der Anwendung?

Diese Studie trägt in verschiedenen Aspekten zur Literatur bei. Bezogen auf den Einsatz KI-basierter Systeme im Finanzdienstleistungssektor sind die Erkenntnisse zur Nutzerwahrnehmung komplementär zum dominanten Forschungsbereich zur Akzeptanz von Robo Advisors (z. B. Jung et al. 2018; Morana et al. 2020). Darüber hinaus trägt diese Studie zum Verständnis des Vertrauens gegenüber intelligenten Conversational Agents in der Kundenbetreuung bei und erweitert die untersuchten Kontexte um die Finanzdienstleistungsbranche. Weiter gefasst leistet die Studie einen Beitrag zum bislang wenig betrachteten Vergleich der Wahrnehmung künstlich intelligenter Systeme und menschlicher Akteure. In dieser Hinsicht unterstützen unsere Ergebnisse bisherige Erkenntnisse mit Bezug auf das MABA-HABA Framework, nach dem Maschinen weniger positiv für soziale und interaktionsorientierte Aufgaben wahrgenommen werden (Lee 2018; Glikson/Woolley 2020).

Aus praktischer Sicht bietet diese Studie Einblicke in die Kundenakzeptanz von automatisierten Schnittstellen und Prozessen und zeigt somit mögliche Anwendungsgebiete auf, insbesondere durch den Vergleich der Wahrnehmung von KI-basierten Chatbots mit der von menschlichen Servicemitarbeitenden. Während Datensparsamkeit und ein erkennbarer Kundennutzen durch die automatisierte Dienstleistung gegeben sein und auch klar

kommuniziert werden sollten, ist die konkrete Auswahl von Anwendungsfällen kontextabhängig. Grundsätzlich sollten Anliegen, die ein hohes Maß an Interaktion erfordern, zum aktuellen Zeitpunkt nicht automatisiert werden, da hier menschliche Betreuer deutlich positiver wahrgenommen werden. Zu deren Entlastung kann es jedoch sinnvoll sein, einfache und weitgehend standardisierte Transaktionen, in denen sie relativ betrachtet einen weniger positiven Einfluss auf die Kundenwahrnehmung haben, durch Chatbots abzudecken.

Literaturverzeichnis

- Accenture digital (2018): Chatbots are here to stay. So what are you waiting for?, https://www.accenture.com/_acnmedia/pdf-77/accenture-research-conversational-ai-platforms.pdf (Zugriff am 10.05.2020).
- Androutsopoulou, A./Karacapilidis, N./Loukis, E./Charalabidis, Y. (2019): Transforming the communication between citizens and government through AI-guided chatbots, in: *Government Information Quarterly*, Vol. 36, No. 2, S. 358-367.
- Angst, C.M./Agarwal, R. (2009): Adoption of electronic health records in the presence of privacy concerns – The elaboration likelihood model and individual persuasion, in: *MIS Quarterly*, Vol. 33, No. 2, S. 339-370.
- Atzmüller, C./Steiner P.M. (2010): Experimental Vignette Studies in survey research, in: *European Journal of Research Methods for the Behavioral and Social Sciences*, Vol. 6, No. 3, S. 128-138.
- Bansal, G./Zahedi, F.M./Gefen, D. (2015): The role of privacy assurance mechanisms in building trust and the moderating role of privacy concern, in: *European Journal of Information Systems*, Vol. 24, No. 6, S. 624-644.
- Barrett, M./Davidson, E./Prabhu, J./Vargo, S.L. (2015): Service innovation in the digital age – Key contributions and future directions, in: *MIS Quarterly*, Vol. 39, No. 1, S. 135-154.
- Belanche, D./Casaló, L.V./Flavián, C. (2019): Artificial Intelligence in FinTech – Understanding robo-advisors adoption among customers, in: *Industrial Management & Data Systems*, Vol. 119, No. 7, S. 1411-1430.
- Ben Mimoun, M.S./Poncin, I./Garnier, M. (2012): Case study-Embodied Virtual Agents – An Analysis on Reasons for Failure, in: *Journal of Retailing and Consumer Services*, Vol. 19, No. 6, S. 605-612.
- Brynjolfsson, E./McAfee, A. (2014): *The Second Machine Age – Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies*, New York.

- Chung, M./Ko, E./Joung, H./Kim, S.J. (2020): Chatbot e-service and customer satisfaction regarding luxury brands, in: *Journal of Business Research* Vol. 117, No. 12, S. 587-595.
- Cronbach, L.J. (1951): Coefficient alpha and the internal structure of tests, in: *Psychometrika*, Vol. 1, No. 3, S. 297-334.
- Davis, F.D. (1989): Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology, in: *MIS Quarterly*, Vol. 13, No. 3, S. 319-340.
- DeVellis, R.F. (2016): *Scale development – Theory and applications*, 4. Aufl., Los Angeles u.a.
- Dinev, T./Hart, P. (2006): An extended privacy calculus model for e-commerce transactions, in: *Information Systems Research*, Vol. 17, No. 1, S. 61-80.
- Evans, S.C./ Roberts, M.C./Keeley, J.W./Blossom, J.B./Amaro, C.M./ Garcia, A.M./ Odar Stough, C./ Canter, K.S./Robles, R./ Reed, G.M. (2015): Vignette methodologies for studying clinicians' decision-making – Validity, utility, and application in ICD-11 field studies, in: *International Journal of Clinical and Health Psychology*, Vol. 15, No. 2, S. 160-170.
- Fornell, C./Larcker, D.F. (1981): Evaluating Structural Equation Models with Unobservable Variables and Measurement Error, in: *Journal of Marketing Research*, Vol. 18, No. 1, S. 39-50.
- Gupta, S./Borkar, D./De Mello, C./Patil, S. (2015): An E-commerce website based chatbot, in: *International Journal of Computer Science and Information Technologies*, Vol. 6, No. 2, S. 1483-1485.
- Glikson, E./Woolley, A.W. (2020): Human Trust in Artificial Intelligence – Review of Empirical Research, in: *Academy of Management Annals*, Vol. 14, No. 2, S. 1-92.
- Gnewuch, U./Morana, S./Maedche, A. (2017): Towards Designing Cooperative and Social Conversational Agents for Customer Service, in: *International Conference on Information Systems (ICIS) 2017*, Seoul.
- Griol, D./Carbó, J./Molina, J.M. (2013): An automatic dialog simulation technique to develop and evaluate interactive conversational agents, in: *Applied Artificial Intelligence*, Vol. 27, No. 9, S. 759-780.
- Hengstler, M./Enkel, E./Duelli, S. (2016): Applied Artificial Intelligence and Trust – The Case of Autonomous Vehicles and Medical Assistance Devices, in: *Technological Forecasting and Social Change*, Vol. 105, No. 4, S. 105-120.
- Henn, H. (2018): Chatbots/AI und Customer Service – Just married, in: Henn, H. (Hrsg.): *Chatbots & AI im Customer Service*, Mainz, S. 12-15.
- Hill, J./Ford, W.R./Farreras, I.G. (2015): Real conversations with artificial intelligence – A comparison between human-human online conversations and human-chatbot conversations, in: *Computers in Human Behavior*, Vol. 49, No. 8, S. 245-250.

- Ho, C.-C./MacDorman, K.F. (2010): Revisiting the uncanny valley theory – Developing and validating an alternative to the Godspeed indices, in: *Computers in Human Behavior*, Vol. 26, No. 6, S. 1508-1518.
- Hoff, K.A./Bashir, M. (2015): Trust in automation – Integrating empirical evidence on factors that influence trust, in: *Human Factors*, Vol. 57, No. 3, S. 407-434.
- Holm, S. (1979): A simple sequentially rejective multiple test procedure, in: *Scandinavian Journal of Statistics*, Vol. 6, No. 2, S. 65-70.
- Jasp Team (2018): Statistical Analysis in Jasp – A guide for students, <https://static.jasp-stats.org/Statistical%20Analysis%20in%20JASP%20-%20A%20Students%20Guide%20v1.0.pdf> (Zugriff am 27.11.2019).
- Jung, D./Dorner, V./Glaser, F./Morana, S. (2018): Robo-Advisory – Digitalization and Automation of Financial Advisory, in: *Business & Information Systems Engineering*, Vol. 60, No. 1, S. 81-86.
- Klug, A. (2018): Conversational Service – Welche Rolle Künstliche Intelligenz für den Kundenservice der Zukunft spielt, in: Henn, H. (Hrsg.): *Chatbots & AI im Customer Service*, Mainz, S. 20-24.
- Krüger, J./Lischka, K. (2018): Damit Maschinen den Menschen dienen – Lösungsansätze, um algorithmische Prozesse in den Dienst der Gesellschaft zu stellen, in: *Arbeitspapier Bertelsmann Stiftung 2018*, Gütersloh, S. 3-83.
- Laumer, S./Maier, C./Gubler, F.T. (2019): Chatbot acceptance in healthcare – explaining user adoption of conversational agents for disease diagnosis, in: *Proceeding of the 27th European Conference on Information System (ECIS)*, Stockholm/Uppsala.
- Lee, M.K. (2018): Understanding Perception of Algorithmic Decisions – Fairness, Trust, and Emotion in Response to Algorithmic Management, in: *Big Data & Society*, Vol. 5, No. 1, S. 1-16.
- Maglio, P.P./Vargo, S.L./Caswell, N./Spohrer, J. (2009): The service system is the basic abstraction of service science, in: *Information Systems and e-business Management*, Vol. 7, No. 4, S. 395-406.
- Malaquias, R.F./Hwang, Y. (2016): An empirical study on trust in mobile banking – A developing country perspective, in: *Computers in Human Behavior*, Vol. 54, No. 1, S. 453-461.
- Malhotra, N.K./Kim, S.S./Agarwal, J. (2004): Internet users' information privacy concerns (IUIPC) – The construct, the scale, and a causal model, in: *Information Systems Research*, Vol. 15, No. 4, S. 336-355.
- Martin, K. (2019): Ethical implications and accountability of algorithms, in: *Journal of Business Ethics*, Vol. 160, No. 4, S. 835-850.
- Mayer, R.C./Davis, J.H./Schoorman, F.D. (1995): An integrative model of organizational trust, in: *Academy of Management Review*, Vol. 20, No. 3, S. 709-734.

- McKnight, D.H./Carter, M./Thatcher, J.B./Clay, P.F. (2011): Trust in a specific technology – An investigation of its components and measures, in: *ACM Transactions on Management Information Systems (TMIS)*, Vol. 2, No. 2, S. 1-25.
- McKnight, D.H./Choudhury, V./Kacmar, C. (2002): Developing and validating trust measures for e-commerce – An integrative typology, in: *Information Systems Research*, Vol. 13, No. 3, S. 334-359.
- Morana, S./Gnewuch, U./Jung, D./Granig, C. (2020): The Effect of Anthropomorphism on Investment Decision-Making with Robo-Advisor Chatbots, in: *Proceedings of European Conference on Information Systems (ECIS)*, Marrakesch.
- Nass, C./Moon, Y./Carney, P. (1999): Are people polite to computers? Responses to computer-based interviewing systems, in: *Journal of Applied Social Psychology*, Vol. 29, No. 5, S. 1093-1109.
- Nunamaker, J.F. Jr./Derrick, D.C./Elkins, A.C./Burgoon, J.K./Patton, M.W. (2011): Embodied Conversational Agent-Based Kiosk for Automated Interviewing, in: *Journal of Management Information Systems*, Vol. 28, No. 1, S. 17-48.
- Pavlou, P.A. (2003): Consumer acceptance of electronic commerce – Integrating trust and risk with the technology acceptance model, in: *International Journal of Electronic Commerce*, Vol. 7, No. 3, S. 101-134.
- Peters, C./Maglio, P./Badinelli, R./Harmon, R.R./Mauull, R./Spohrer, J.C./Griffith, T.L. (2016): Emerging digital frontiers for service innovation, in: *Communications of the Association for Information System*, Vol. 1, No. 39, S. 136-149.
- Rauschnabel, P.A./He, J./Ro, Y.K. (2018): Antecedents to the adoption of augmented reality smart glasses – A closer look at privacy risks, in: *Journal of Business Research*, Vol. 92, No. C, S. 374-384.
- Shawar, B.A./Atwell, E. (2005): Using corpora in machine-learning chatbot systems, in: *International Journal of Corpus Linguistics*, Vol. 10, No. 4, S. 489-516.
- Smith, H.J./Milberg, S.J./Burke, S.J. (1996): Information privacy – measuring individuals' concerns about organizational practices, in: *MIS Quarterly*, Vol. 20, No. 2, S. 167-196.
- Venkatesh, V./Thong, J.Y./Xu, X. (2012): Consumer acceptance and use of information technology – extending the unified theory of acceptance and use of technology, in: *MIS Quarterly*, Vol. 36, No. 1, S. 157-178.
- Von Der Pütten, A.M./Krämer, N.C./Gratch, J./Kang, S.H. (2010): It doesn't matter what you are! – Explaining Social Effects of Agents and Avatars, in: *Computers in Human Behavior*, Vol. 26, No. 6, S. 1641-1650.



Martin Gersch, Christian Meske, Enrico Bunde, Nader Aldoj,
Jenny S. Wesche, Uta Wilkens und Marc Dewey

Vertrauen in KI-basierte Radiologie – Erste Erkenntnisse durch eine explorative Stakeholder-Konsultation

1. Einleitung
2. Konzeptionelle Grundlagen
 - 2.1 Kollaborative Leistungserbringung und Vertrauen
 - 2.2 KI-basierte Radiologie – „Bionic Radiology“ als IT-basierte Dienstleistung
3. Methodik
 - 3.1 Fallbeispiel Radiologie – Modellierung der Value Co-Creation
 - 3.2 Eine explorative Stakeholder-Konsultation
4. Ergebnisse – Vertrauen als (Stakeholder-differenzierte) Herausforderung
 - 4.1 Patientinnen-bezogene Vertrauensaspekte
 - 4.2 Überweisende und weiterbehandelnde Ärztinnen und Vertrauen
 - 4.3 MTRA-bezogene Vertrauensaspekte
 - 4.4 Radiologinnen und Vertrauen
 - 4.5 Entwicklerinnen sowie weitere Expertinnen und Vertrauen
5. Erste Rückschlüsse zur Bedeutung und Gestaltung von Vertrauen bei KI-basierter Radiologie
 - 5.1 KI-unterstützte Medizin als vertrauensbasierte Co-Kreation im Feedback Loop und neue Aufgaben der „Bionic Radiologists“
 - 5.2 Bedeutung von Vertrauenssignalen und -surrogaten
 - 5.3 Explainable AI (XAI) – aber Stakeholder-differenziert!

5.4 Vertrauen by Design – Implikationen für das Service (Systems) Engineering

6. Fazit und weiterer Forschungsbedarf

Literaturverzeichnis

Prof. Dr. *Martin Gersch* ist Universitätsprofessor für Betriebswirtschaftslehre an der Freien Universität Berlin. Prof. Dr. *Christian Meske* ist Juniorprofessor für Wirtschaftsinformatik an der FU Berlin sowie Vorstandsmitglied des Einstein Center Digital Future (ECDF). *Enrico Bunde*, M.Sc., ist wissenschaftlicher Mitarbeitender am Department Wirtschaftsinformatik der FU Berlin. *Nader Aldoj* ist wissenschaftlicher Mitarbeitender in der radiologischen Abteilung der Charité – Universitätsmedizin Berlin. Dr. *Jenny S. Wesche* ist wissenschaftliche Mitarbeitende am Arbeitsbereich Sozial-, Organisations- & Wirtschaftspsychologie der FU Berlin. Prof. Dr. *Uta Wilkens* ist Geschäftsführende Leiterin des Instituts für Arbeitswissenschaft und Inhaberin des Lehrstuhls für Arbeit, Personal und Führung an der Ruhr-Universität Bochum. Prof. Dr. *Marc Dewey* ist Heisenberg Professor für Radiologie der DFG, Stellvertretender Direktor der Klinik für Radiologie und Standortleiter am Campus Mitte der Charité – Universitätsmedizin Berlin.

1. Einleitung

*“AI and ML are increasingly used to make decisions in place of humans”
(Cearley et al. 2020)*

Auf Anwendungen der Künstlichen Intelligenz basierende Software („KI-Tools“ als Anwendungen verschiedener Typen der „Artificial Intelligence (AI)“ inkl. „Machine Learning (ML)“) verspricht auch im Bereich Radiologie große Verbesserungsmöglichkeiten (Dewey/Wilkens 2019; Pianykh et al. 2020), z. B. hinsichtlich der Entscheidungsunterstützung im Rahmen der Auswahl angemessener Untersuchungen, der verbesserten Auswertung bildgebender Verfahren oder im Kontext der Ableitung nachfolgender Behandlungsoptionen. Aufgrund der Neuartigkeit der KI-Tools gibt es bisher jedoch kaum empirisch gesicherte Erkenntnisse, wann die verschiedenen Stakeholder entlang eines solchen KI-unterstützten Analyse- und Behandlungsprozesses bereit sind, entsprechende Anwendungen in Anspruch zu nehmen (Wood/Schulman 2019; Glikson/Woolley 2020). Konzeptionelle Vorüberlegungen und bisherige Erkenntnisse zeigen aber die große Bedeutung von Vertrauen, das den jeweils Beteiligten in den verschiedenen Phasen erst eine zielführende Beteiligung an der arbeitsteiligen Leistungserstellung („Value Co-Creation“; Lusch/Vargo 2014; Vargo/Lusch 2017) ermöglicht.

Der vorliegende Beitrag basiert auf einem interdisziplinären Forschungsprojekt im Rahmen der Berlin University Alliance-Exzellenzstrategie (BUA 2020), das nach ca. einjähriger Vorbereitung innerhalb von sechs Monaten (10/2019 bis 4/2020) erste explorative Erkenntnisse aus einer Stakeholder-Konsultation in einem Delphi-Format erarbeitet hat. Explizites Ziel hierbei ist die frühzeitige Berücksichtigung gesellschaftlichen Erfahrungswissens in inter- und transdisziplinären Forschungsprozessen als Teil des gesellschaftlichen Wissenstransfers (BUA 2020). Auf Basis konzeptioneller Vorarbeiten wurden 19 Personen als Vertreterinnen relevanter Stakeholder-Gruppen in drei Runden über vier Monate hinweg zu ihren Einschätzungen bezüglich KI-basierter Radiologie befragt sowie erste Ideen oder Ergebnisse vorheriger Rückkopplungen diskutiert.

Der Beitrag ist wie folgt aufgebaut: Nach der Einleitung werden in Abschnitt 2 *konzeptionelle Grundlagen* skizziert. Hierzu gehören insbesondere die Konzeptualisierung einer KI-basierten Radiologie als ein typisches Beispiel digitaler, Informationstechnologie-(IT-)basierter Dienstleistungen, asymmetrische Informationsverteilung und grundsätzliche Optionen zur Bewältigung von Unsicherheiten.

Abschnitt 3 konkretisiert die *methodischen Grundlagen* des Beitrages. Hierzu gehören die Modellierung typischer Leistungserstellungs- und Interaktionsprozesse im Rahmen der Radiologie in drei Phasen sowie die Eckpunkte der durchgeführten Untersuchung einer Stakeholder-Konsultation in Form einer Delphi-Analyse.

Abschnitt 4 fasst erste Ergebnisse im Hinblick auf *Vertrauen als grundlegende Herausforderung* zusammen. Hierbei wird herausgearbeitet, wie unterschiedlich die Perspektiven relevanter Stakeholder (Patientinnen, überweisende/weiterbehandelnde Ärztinnen, Radiologinnen, Medizinisch-technische Radiologieassistentinnen (MTRA), Entwicklerinnen/Spezialistinnen) im Verlauf der gemeinsamen Wertschaffung („Value Co-Creation“) sind, die erst im Zusammenspiel eine erfolgreiche Leistungserstellung ermöglichen.

Abschnitt 5 formuliert auf dieser Grundlage erste Rückschlüsse zur *Bedeutung und zu erkennbaren Gestaltungsoptionen von Vertrauen in KI-basierte Radiologie*. Hierbei wird unter anderem deutlich, dass trotz aller Versuche der Objektivierung, unter anderem durch notwendige Regulierung, ethische Leitlinien der KI-Nutzung oder Standards der (evidenzbasierten) Medizin, individuelles Vertrauen zentrale Voraussetzung einer notwendigerweise kollaborativen Leistungserstellung bleibt. Ansätze aus der Literatur, unter anderem zur Erklärung von KI-Anwendungen (so genannte „Explainable AI (XAI)“), müssen Stakeholder-differenziert adaptiert werden. Neben der Objektivierung bleiben Vertrauenssignale und -surrogate von hoher Stakeholder-differenzierter Relevanz. Über die sich verändernden fachlich-medizinischen Kriterien hinaus zeigen sich weitere Anforderungen an die zukünftigen „Bionic Radiologists“ (Dewey/Wilkens 2019), die es auch in der Aus- und Weiterbildung zu adressieren gilt. Abschließend werden erste Rückschlüsse für das Service Systems Engineering abgeleitet.

Der Beitrag endet in Abschnitt 6 mit einem *Fazit*, inklusive einer kritischen Reflexion *relevanter Limitationen* sowie des *weiteren Forschungsbedarfs*.

2. Konzeptionelle Grundlagen

2.1 Kollaborative Leistungserbringung und Vertrauen

Co-Kreation hat eine hohe Bedeutung für die integrative Leistungserstellung mit überwiegend immateriellen Leistungsergebnissen (Engelhardt et al. 1993; Bruhn 2019) im Kontext von „Gesundheitsleistungen“, gerade auch bei „verhaltensbeeinflussten Erkrankungen“, bei denen Patientinnen durch ihre Mitwirkung bei Vorsorge, Entscheidung und Therapietreue maßgeblichen Einfluss auf die Ergebnisse haben („Health Co-Creation“, McColl-Kennedy et al. 2012; Sweeney et al. 2015). Darüber hinaus wird typischerweise auf *kollaborative Co-Kreation* (Kleinaltenkamp et al. 2017; Angerer et al. 2019) verwiesen, da sowohl auf Seiten der Patientinnen (unter anderem durch Angehörige, Freunde, soziales Umfeld) als auch auf Seiten der medizinischen Leistungserbringerinnen verschiedene Akteure mehr oder minder koordiniert zusammenwirken. In Summe sind „Gesundheitsleistungen“ ein klassisches *sozio-technisches Service System* (Böhmman et al. 2014), d. h. eine an einem Wertversprechen ausgerichtete Konfiguration aus Akteuren, aber auch

zunehmend IT- (hier ergänzt um KI-)basierten Ressourcen, das eine interaktive Wertschöpfung („Co-Creation of Value“) ermöglicht (Breidbach et al. 2016; Blaschke et al. 2019). Wie andere Servicebereiche auch, erfahren die Gesundheitsleistungen aktuell eine besondere Phase der „Digitalen Transformation“ (Teixeira et al. 2017; Matzner et al. 2018), die nach aktuellen Erkenntnissen der Transformationsforschung (Vial 2019; Wimmelius et al. 2020) immer wieder durch *Spannungen* (Tensions) im Verlaufe des Veränderungsprozesses gekennzeichnet sind, deren Auftreten, aber auch deren Bewältigung, vielfältige Unsicherheiten für die Beteiligten begründen.

Die Dienstleistungsforschung als „*midrange Theorie*“ (Vargo/Lusch 2017) kann und muss um verschiedene Theorieperspektiven unter anderem im Hinblick auf die Bedeutung von Unsicherheit, asymmetrischer Informationsverteilung und Vertrauen ergänzt werden. Hierzu dient unter anderem die Informationsökonomie und Principal-Agent Theorie (Spremann 1987; Kaas 1992; Weiber/Billen 2005), die Competence-based Theory of the Firm (CbTF) in der Tradition der New Austrian Economics zur Wahrung von Chancen im Umgang mit (radikaler) Unsicherheit (Freiling/Gersch 2007; Freiling/Gersch 2008; Freiling et al. 2008), die z. T. soziologisch und psychologisch fundierte Forschung zu Vertrauen (Glikson/Woolley 2020) und Qualitätsmanagement (unter anderem Bruhn 2019) bzw. als zentrale Variable zur Erklärung von Entscheidungs-/Kaufverhalten (unter anderem Johnson/Grayson 2005; Kobayashi et al. 2017) oder die Human-Computer-Interaction-Forschung, die neben Trust weitere Faktoren der Gestaltung und Nutzung IT-basierter Systeme untersuchen (Parasuraman et al. 2000; Schaefer et al. 2016). In allen Ansätzen ergibt sich eine gemeinsame klare Vermutung: *No Trust = No Use*.

In Anlehnung an Gambetta (2000, S. 218) kann *Vertrauen* verstanden werden als „...a particular level of the subjective probability with which an agent assesses that another agent or group of agents will perform a particular action, both before he can monitor such action (or independently of his capacity ever to be able to monitor it) and in a context in which it affects his own action“. In der sozialpsychologischen Forschung wird Vertrauen dabei häufig über *drei Konstrukte* konkretisiert, die sich im Zeitablauf durchaus beeinflussen und in der Bedeutung variieren (Huang/Wilkinson 2013; Kobayashi et al. 2017; Glikson/Woolley 2020):

- *Kognitives Vertrauen* ergibt sich aus einem kognitiven Bewertungsprozess, bei dem die Personen ihr Vertrauen z. B. in die Fähigkeiten, Ehrlichkeit und Zuverlässigkeit der anderen Partei abwägen. Kompetenzbasiertes Vertrauen wird zumeist als eine Unterform interpretiert und adressiert dabei insbesondere die Bedeutung von vermuteten Fähigkeiten für das empfundene Vertrauen.
- *Affektives Vertrauen* entsteht auf einer emotionalen Ebene und wird unter anderem durch Zuneigung, Sympathie sowie individuelle und soziale Attraktivität bestimmt. Dieses kann eher spontan durch einzelne Eindrücke, aber auch sukzessive durch positive Erfahrungen entstehen.

- *Institutionelles Vertrauen* bezieht sich im Gegensatz zu kognitivem und affektivem Vertrauen nicht auf positive Erwartungen einer zukünftig erwünschten Zusammenarbeit, sondern eher auf die Bewältigung von Misstrauen durch institutionelle Arrangements (Luhmann 2014), d. h. der Abwägung, durch welche (institutionellen) Maßnahmen ein zukünftig unerwünschtes Verhalten verhindert werden kann.

2.2 KI-basierte Radiologie – „Bionic Radiology“ als IT-basierte Dienstleistung

Seit den 1950er Jahren gab es mehrere Wellen der Diskussion um so genannte „*Künstliche Intelligenz (KI)/Artificial Intelligence (AI)*“ als ein IT-Anwendungsgebiet (Domingos 2015; Agrawal et al. 2018; Winter 2018; Bartneck et al. 2019), zunächst mit geringer praktischer Bedeutung. Insbesondere durch Fortschritte in den Bereichen Rechenleistung, Datenspeicherung und -auswertung sowie Methoden und Algorithmen stehen zunehmend in der praktischen Anwendung nutzbare „*KI-Tools*“ zur Verfügung, um bestimmte Aufgabentypen zu unterstützen oder ganz zu übernehmen (Huang/Rust 2018; Maedche et al. 2019). Künstliche Intelligenz ist hierbei ein viel bemühter Sammelbegriff über bestimmte Klassen von Verfahren, Methoden und Algorithmen, die es ermöglichen, mittels Daten durch Repräsentation, Evaluation und Optimierung zu lernen (Domingos 2015; Kaplan/Haenlein 2019; EU 2020). Ein wichtiger Teilbereich ist hierbei das so genannte „Maschinelle Lernen (ML)“ bei dem unter anderem Klassifikationen (Vorhersage einer Klassenzugehörigkeit) oder andere, vorwiegend statistische Verfahren genutzt werden (Domingos 2015). Die zunehmende Komplexität der Algorithmen hat dabei nicht nur zu einer signifikanten Steigerung ihrer Performanz geführt, sondern auch zu einer Blackbox-Problematik, da die Vorhersagen der KI oftmals nicht mehr ohne Weiteres durch menschliche Anwender nachvollziehbar sind (Adadi/Berrada 2018; Anderson/Anderson 2019). In der Literatur wird übergeordnet von „*schwacher KI*“ gesprochen, wenn die Anwendung auf eine einzige, meist eng begrenzte Aufgabe beschränkt bleibt (Winter 2018, S. 66f.; Bartneck et al. 2019; Glikson/Woolley 2020, S. 629). Der Begriff „*starke KI*“ wird in der Literatur unterschiedlich verwendet: in der Regel werden den Anwendungen verschiedene (Lern-)Fähigkeiten zur mehr oder minder eigenständigen Lösung komplexer oder sogar freier Aufgaben zugeschrieben, bis hin zu einer Form der Kreativität bei Lösungswegen.

Mittel- und langfristig wird nicht weniger als eine (r)evolutionäre (Obermeyer/Emanuel 2016) Entwicklung der medizinischen Versorgung zu einem kontinuierlich lernenden System erwartet (Pianykh et al. 2020), mit einer sich verändernden Rolle der Radiologinnen hin zu „Bionic Radiologists“ (Dewey/Wilkens 2019). Pianykh et al. (2020) sehen drei wesentliche Anwendungsbereiche der KI in der Radiologie: (1) *operative Verbesserungen* durch erhöhte Effizienz und Schnelligkeit in den Prozessen sowie eine umfassendere Prozessanalyse und Hebung von Verbesserungspotenzialen, z. B. bezüglich der Wartezeiten von Patientinnen; (2) *diagnostische Verbesserungen* durch Diagnoseunterstützung in hierfür besonders geeigneten Bereichen (Recht et al. 2020) sowie verbesserte Qualitätssiche-

rung im Prozess und im Ergebnis, z. B. durch systematische Radiologie Reports (Dewey/Wilkens 2019); (3) *prädiktive Verbesserungen* durch fundiertere Analysen und Vorhersagen von möglichen Krankheitsverläufen, der Wirkung optionaler Maßnahmen und der kontinuierlichen Reflexion möglicher Abweichungen von früheren Prognosen.

Hierdurch verändern sich auch die *Aufgaben* der beteiligten Ärztinnen und Radiologie-Teams (Radiologinnen, MTRA), da sie gemeinsam mit den Entwicklerinnen die Systeme erproben und weiterentwickeln, durch standardisierte Rückkopplungen (z. B. Radiologie-Reports (Dewey/Wilkens 2019)) kontinuierlich und systematisch neue Datensätze ergänzen (siehe Abbildung 1 zum KI-basierten Feedback Loop) und jeweils möglich werdende Veränderungen der Arbeitsteilung im digitalen Service System reflektieren.

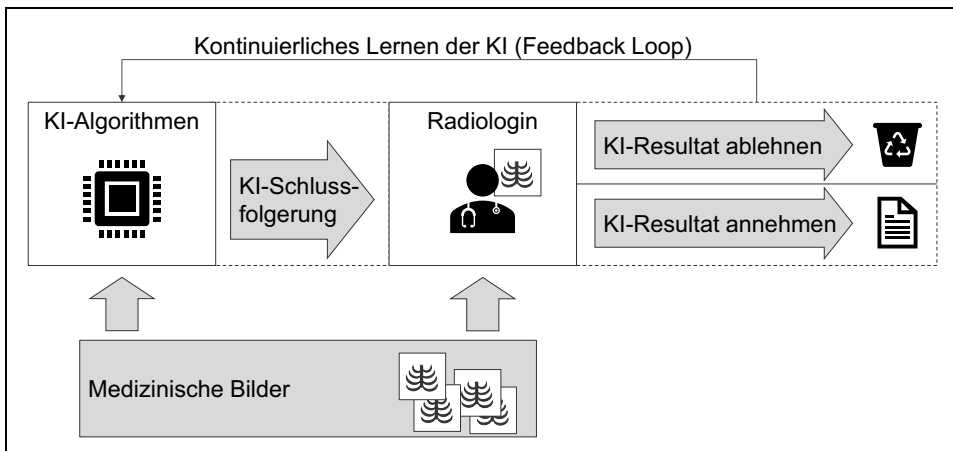


Abbildung 1: Beispiel eines KI-basierten Feedback Loops in der diagnostischen Radiologie
(Quelle: in Anlehnung an Panykh et al. 2020, S. 5)

3. Methodik

3.1 Fallbeispiel Radiologie – Modellierung der Value Co-Creation

Das im Rahmen der Stakeholder-Konsultation verwendete fiktive Beispiel einer kardiologischen Behandlung kann verkürzt in *drei Phasen der typischen Nutzung von KI-Anwendungen* mit Bezug zur Radiologie skizziert werden (Dewey/Wilkens 2019; Grötter/Klatt 2020, S. 11., siehe auch Abbildung 2).

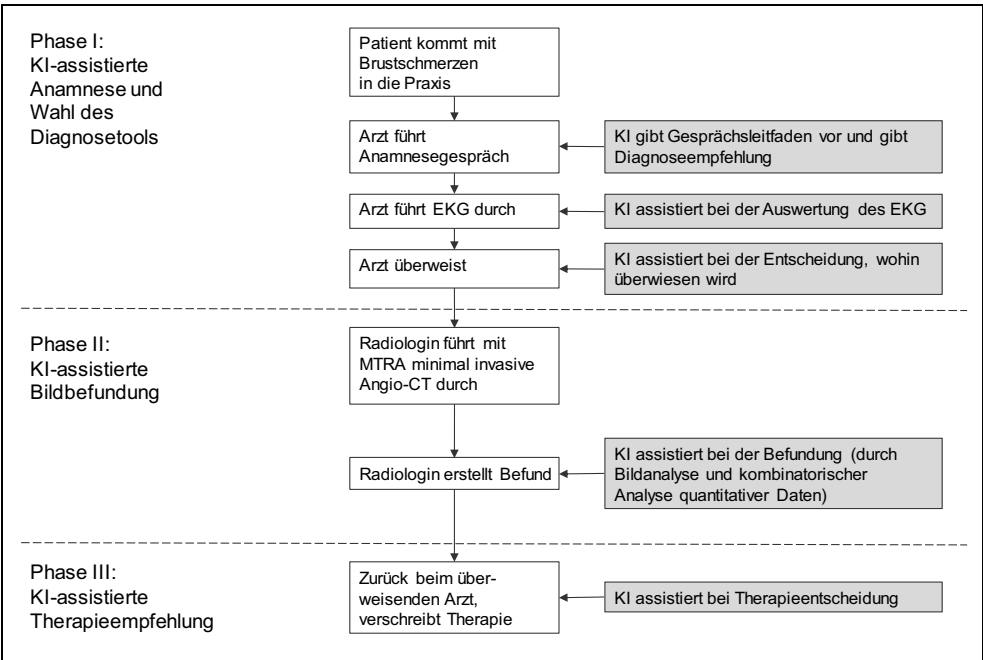


Abbildung 2: Verlaufsdiagramm einer fiktiven (hier: kardiologischen) Behandlung unterstützt durch KI-Anwendungen (mit Bezug zur Radiologie) (Quelle: in Anlehnung an Grötter/Klatt 2020, S. 10)

Phase I beschreibt die KI-assistierte Anamnese und Wahl des Diagnosetools:

Eine Patientin kommt in eine Hausarztpraxis und klagt über Brustschmerzen. Die Symptome lassen eine mögliche Herzkrankheit vermuten. Zur Abklärung erstellt die Allgemeinmedizinerin ein Elektrokardiogramm (EKG). Bei der Auswertung des EKG kommt ein KI-System zum Einsatz (Unterstützung bei der Bilddiagnose). Auf Basis der durch Anamnesege- spräch und Untersuchung gewonnen Daten leitet eine KI-Anwendung eine Empfehlung für das weitere Diagnoseverfahren ab (Entscheidungsunterstützung). Die Ärztin bespricht die Empfehlungen mit der Patientin.

Phase II beschreibt die KI-assistierte Bildbefundung:

Im nächsten Schritt erfolgt eine bildgebende Untersuchung und Bildbefundung in der Radiologie. Die Auswertung des (analogen) Röntgenbildes oder der (digital erzeugten) Angio-Computertomographie (Angio-CT) erfolgt KI-unterstützt (Bilddiagnose). Die Durchführung des bildgebenden Verfahrens erfolgt durch eine MTRA. Die Aufklärung der Patientin und die Befundung erfolgen – gegebenenfalls KI-unterstützt – durch die Radiologin für die CT (Bilddiagnose und Entscheidungsunterstützung).

Phase III beschreibt die KI-assistierte Therapieempfehlung:

Auf Basis der aus der radiologischen Untersuchung resultierenden Befundung berät sich in der dritten Phase die Patientin mit ihrer Hausärztin (gegebenenfalls unter Hinzuschaltung der Radiologin bei evtl. Rückfragen) über die geeigneten und zu empfehlenden Optionen der Weiterbehandlung (gegebenenfalls nach weiteren abklärenden Untersuchungen). Auch hier assistiert ein KI-System bei der Entscheidung (Entscheidungsunterstützung).

3.2 Eine explorative Stakeholder-Konsultation

Im Zeitraum von November 2019 bis Februar 2020 wurde in einem qualitativ-explorativem Forschungsdesign eine Konsultation von Stakeholdern mit mehr oder minder großer Erfahrung und Expertise im Bereich der KI in der Radiologie durchgeführt und in einem Abschlussbericht dokumentiert (Grötter/Klatt 2020). Insgesamt 19 Teilnehmende brachten unterschiedliche Perspektiven von verschiedenen Stakeholdern ein, die nachfolgend in fünf Gruppen differenziert werden: Patientinnen, Ärztinnen (überweisend/weiterbehandelnd); Radiologinnen, MTRA sowie Entwicklerinnen und Expertinnen (inkl. Data Scientist). Im Format einer Delphi-Untersuchung wurden drei Konsultationsschritte aufeinander aufbauend durchgeführt. Dieser Prozess startete mit einer Auftaktveranstaltung in Präsenz, in der die Teilnehmenden unter anderem die drei zuvor beschriebenen Phasen anhand eines Rollenspiels in einem fiktiven Anwendungsfall miterlebten und sich unter anderem auf gemeinsame Zielvorstellungen verständigten. Hierzu gehörte z. B. die *Differenzierung von drei Hauptzielen* aus der Gruppe, die zur Beurteilung der Angemessenheit von Maßnahmen in den weiteren drei Konsultationsschritten dienten:

- Ziel 1: Patientenzufriedenheit,
- Ziel 2: Behandlungserfolg (als medizinischer Behandlungserfolg, z. B. im Sinne der evidenzbasierten Medizin, gemessen bzw. verglichen an medizinischen Outcomes),
- Ziel 3: Effizienzsteigerungen (gegebenenfalls differenziert, ob diese den Patientinnen oder gegebenenfalls einzelnen anderen Stakeholdern, z. B. medizinischen Leistungserbringern, zu Gute kommen).

Die drei Konsultationsschritte bauten wie folgt aufeinander auf: (A) Im ersten Schritt wurden von den Teilnehmenden als relevant erachtete *Problembereiche* identifiziert. (B) Im zweiten Schritt wurden mögliche *Maßnahmen* in Bezug auf die identifizierten Problembereiche gesammelt und priorisiert. (C) Im dritten Konsultationsschritt wurden *Lösungsvorschläge* für einige der in den vorherigen Schritten identifizierten Problemfelder weiter ausgearbeitet.

Neben dem Abschlussbericht (Grötter/Klatt 2020) liegen auch Teilergebnisse sowie Zitate in der Regel in Form von Transkripten sowie dokumentierten Zwischenergebnissen vor. Diese bilden die Grundlage unter anderem des vorliegenden Beitrags.

4. Ergebnisse – Vertrauen als (Stakeholder-differenzierte) Herausforderung

Als Übersicht der Ergebnisse aus der Stakeholder-Konsultation zur Akteurs-differenzierten Perspektive auf Vertrauen systematisiert Abbildung 3 die von den Teilnehmerinnen reflektierten und als relevant erachteten *Vertrauensbeziehungen* im untersuchten Fall. Die Vertrauensbeziehungen (1) bis (9) werden in den folgenden Abschnitten erläutert und mit Zitaten unterlegt.

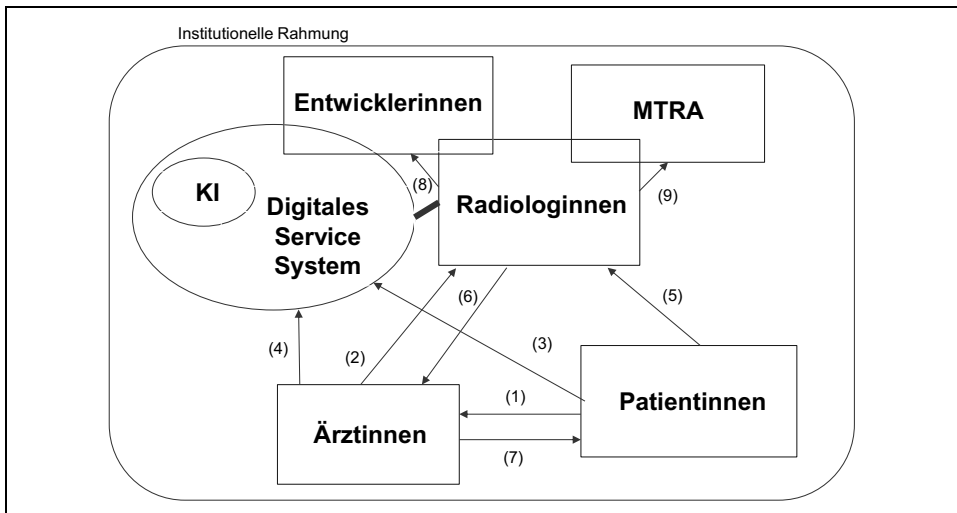


Abbildung 3: Differenzierung relevanter/adressierter Vertrauensbeziehungen

4.1 Patientinnen-bezogene Vertrauensaspekte

Mehrere Aspekte, die in der Literatur zur Dienstleistungs- und Vertrauensforschung diskutiert werden (vgl. Abschnitt 2.1), spiegeln sich in den *Ergebnissen der Stakeholder-Konsultation* wider:

- Aus Sicht der Patientinnen dominieren Vertrauenseigenschaften („Credence Qualities“) auch bei dieser medizinischen Leistungserbringung. Vertrauen wird zu einem entscheidenden Mechanismus zur Bewältigung der empfundenen Unsicherheiten.
- Notwendige Differenzierung der Bedeutung von Teilprozessen in der Value Co-Creation mit verschiedenen Eindrücken von Seiten der Patientinnen: wann, wodurch und welche Art von Vertrauen oder Misstrauen entwickelt sich bei den Patientinnen im Verlaufe des Behandlungsprozesses (siehe Abbildung 4: Moments of (Dis)Trust) in einer Stakeholder-differenzierten Modellierung (Gersch et al. 2011).

- Bei erstem Kontakt wird insbesondere kognitives (inkl. kompetenzbasiertes) und institutionelles Vertrauen (insbesondere in Regulierung, definierte Standards (wie medizinische oder ethische Leitlinien)) aufgebaut. Erst durch Wiederholungen und eigene Erfahrungen wird das affektive Vertrauen (in Personen und Service Systeme) wichtiger.
- Die große Bedeutung von Vertrauenssurrogaten wird neben der Bedeutung persönlicher Empfehlungen (z. B. Eindrücke bezüglich der Professionalität, Stellung und Kompetenz einzelner Personen im KI-unterstützten sozio-technischen System) deutlich. Aber auch die Markierung des Service Systems bzw. der im Behandlungsverlauf genutzten KI-Tools mit z. B. Anbieter- oder Personenmarken scheint vertrauensfördernd.
- Die große Bedeutung der Verständlichkeit und Nachvollziehbarkeit KI-basierter medizinischer Empfehlungen kommt in einer Vielzahl von Beiträgen zum Ausdruck.

Folgende exemplarische Zitate (Grötter/Klatt 2020, S. 17ff.) vermitteln einen Eindruck entsprechender Einschätzungen. Einzelne von ihnen können relevanten Vertrauensbeziehungen (Abbildung 3) sowie konkreten Teilprozessen zur Identifikation und näheren Charakterisierung von „Moments of (Dis)Trust“ zugeordnet werden (Abbildung 4):

„Zu einem Arzt können Patientinnen im Laufe einer langjährigen Behandlung Vertrauen aufbauen. Ein analoges Vertrauensverhältnis ist mit einer KI nicht möglich, weil niemand rückverfolgen kann, wie stark sich die KI durch Updates oder Veränderungen im System verändert.“ (Abbildung 3: (1) und (3), affektives Vertrauen im Verlaufe der Trust Trajectory)

„Verpackt in eine lifestylige Ästhetik des Prozess-Designs kann eine entsprechende APP – promoted durch einen ‚coolen‘ Absender wie z. B. Apple [...einen] großen Effekt haben.“ (Abbildung 3: (3), affektives und institutionelles Vertrauen)

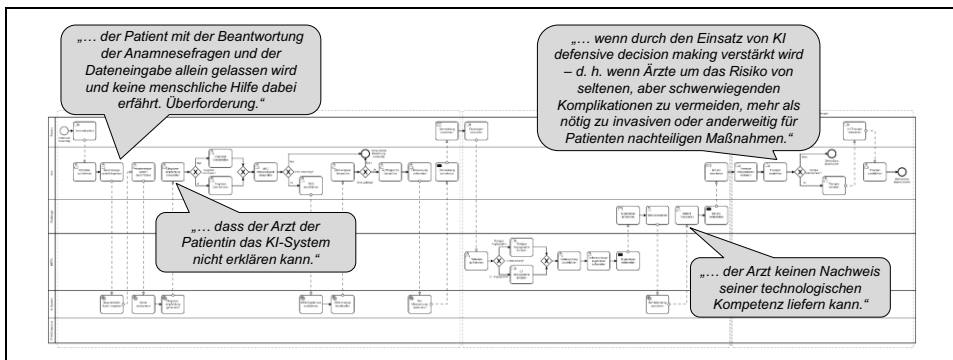


Abbildung 4: Stakeholder-differenzierte Vertrauensaspekte (inkl. Verortung von „Moments of (Dis)Trust“)

4.2 Überweisende und weiterbehandelnde Ärztinnen und Vertrauen

Aus Sicht der überweisenden und weiterbehandelnden Ärztinnen werden insbesondere drei *Aspekte im Hinblick auf ihre Vertrauensperspektive* deutlich (Grötter/Klatt 2020, S. 28f.):

- Fundamentale Veränderung der eigenen Position im KI-basierten sozio-technischen System:
„Ich sehe die größte Herausforderung darin, Mediziner davon zu überzeugen, dass der Einsatz von KI ihren Beruf weder abwertet noch obsolet zu machen droht.“
- Neue Aufklärungs- und Beratungspflichten gegenüber Patientinnen:
„... dass der Arzt der Patientin das KI-System nicht erklären kann.“
(Abbildung 3: (1) und (6), kognitives Vertrauen)
„... wenn durch den Einsatz von KI »Defensive Decision Making« verstärkt wird – d. h. wenn Ärzte um das Risiko von seltenen, aber schwerwiegenden Komplikationen zu vermeiden, mehr als nötig zu invasiven oder anderweitig für Patienten nachteiligen Maßnahmen greifen.“ (Abbildung 3: (1) und (6), kognitives Vertrauen)
- Neue Anforderungen im Hinblick auf die Gestaltung des sozio-technischen Systems sowie der eigenen Kenntnisse:
„... wenn man als Patientin nicht schon beim Empfang durch die Praxismitarbeiter darüber aufgeklärt wird, mit welchen Methoden (also: KI-Methoden) die Praxis arbeitet und die KI erst in der Sprechstunde überraschend auftaucht.“
(Abbildung 3: (3) und (4), affektives Vertrauen)
„... der Arzt kein tiefgreifendes Verständnis von der Arbeitsweise der KI und den Daten, mit denen sie trainiert wurde, hat.“
(Abbildung 3: (1) und (6), kognitives und affektives Vertrauen)

4.3 MTRA-bezogene Vertrauensaspekte

Die MTRA formulierten zwei *Stakeholder-spezifische Aspekte* im Hinblick auf ein systemisches Vertrauen (vgl. Abschnitt 2.1):

- *Akademisierung der Aus- und Weiterbildung*: MTRA sehen bereits heute ein großen eigenen Erfahrungshintergrund bei der eigenverantwortlichen Übernahme von immer mehr Teilaufgaben. Mit der Entwicklung zum „Bionic Radiologists“ einhergehend sehen sie den Trend der Substitution weiterer, bisher ärztlicher Aufgaben auf sich aktuell (weiter) entwickelnde sozio-technische Leistungspotenziale: MTRA in Nutzung/Bedienung von KI-Anwendungen („*Bionic MTRA*“). Das Vertrauen bezieht sich

hier auf eine notwendige Weiterentwicklung der Aus- und Weiterbildung in Richtung stärkerer Akademisierung der MTRA.

- *Nutzung der Aus- und Weiterbildung:* MTRA sehen bereits heute ein großen eigenen Erfahrungshintergrund bei der eigenverantwortlichen Übernahme von immer mehr Teilaufgaben. Mit der Entwicklung zum „*Bionic Radiologists*“ einhergehend sehen sie den Trend der Substitution weiterer, bisher ärztlicher Aufgaben auf sich aktuell (weiter) entwickelnde sozio-technische Leistungspotenziale: MTRA in Nutzung/Bedienung von KI-Anwendungen („*Bionic MTRA*“). Das Vertrauen bezieht sich hier auf eine notwendige Weiterentwicklung der Aus- und Weiterbildung in Richtung stärkerer Akademisierung der Anwendungsvorschläge.

4.4 Radiologinnen und Vertrauen

Radiologinnen sind seit Jahrzehnten daran gewöhnt, Technik- und insbesondere IT-basiert zu arbeiten und hierdurch immer wieder vor neuen Herausforderungen zu stehen (Chockley/Emanuel 2016; Brink et al. 2017; Recht et al. 2020). Insofern erscheinen die Reflexionen einer aktuellen und zukünftigen KI-Nutzung im Rahmen der Stakeholder-Konsultation grundsätzlich erfahren und differenziert. Hierzu gehören unter anderem das Bewusstsein der Notwendigkeit neuer Kenntnisse, eine sich verändernde Rolle im sozio-technischen System sowie die Betonung der Notwendigkeit möglichst umfassender Patienteninformationen als Datengrundlage, die typischerweise aus mehreren Informationsquellen integriert werden müssen. Vertrauensherausforderungen beziehen sich neben der *Aus- und Weiterbildung* auch auf *technisch-organisatorische Aspekte der Datenintegration* (siehe Abbildung 3: (6) und (8)) und damit auch auf die *Qualität* sowie *Vollständigkeit* der im Team oder durch Dritte erfassten und übertragbaren Daten (siehe Abbildung 3: (6) und (9)).

„...der Radiologe bei der Anschaffung nicht in der Lage ist zu entscheiden, welches KI-unterstützte Bildanalyse-Tool oder technische System wirklich ausgereift ist, und hier eine falsche Entscheidung trifft.“ (Abbildung 3: (2) und (5), kognitives Vertrauen)

„...ein Radiologe zum ersten Mal mit einem KI-unterstützten System arbeitet und keinerlei Erfahrung im Umgang mit solchen Systemen hat.“ (Abbildung 3: (5) und (6), kognitives und affektives Vertrauen)

„Aktuell ist es so, dass bei der Bildbefundung der Radiologe auf Basis von Informationen, die er vor der Untersuchung erhält, bestimmt, wo und wie er untersuchen möchte. Diese Informationen umfassen klinische Daten, Auskünfte über Symptome und Laborinformationen. Schief würde es laufen, wenn ein Patient in der Praxis eines Radiologen aufschlägt und dort, assistiert durch eine KI, eine Befundung durchgeführt wird, ohne dass diese Informationen bei der Planung und Durchführung der Befundung eine Rolle spielen.“ (Abbildung 3: (2), (4), (5) und (6), kognitives Vertrauen)

4.5 Entwicklerinnen sowie weitere Expertinnen und Vertrauen

Entwicklerinnen und weitere Expertinnen zeigten in der Stakeholder-Konsultation sehr reflektierte Einschätzungen zu möglichen Vertrauensherausforderungen sowie der durchaus kritischen *Bedeutung der Systemgestaltung* auf das resultierende Vertrauen bei verschiedenen Akteuren. Dies wurde unter anderem durch Verweise auf Literatur in breitere Diskussionsketten gestellt. Hierzu gehören unter anderem die Herausforderungen, KI-Anwendungen *zielgruppen-adäquat* und *-differenziert zu erklären* (XAI), sowie notwendigen Abwägungen zwischen dem individuellen Vertrauen einzelner Personen und einer gegebenenfalls *objektivierbaren Vertrauenswürdigkeit*:

„Wie schwierig es ist, Black-Box-KI-Modelle zu ‚erklären‘. Siehe z. B. ‘*Explainable AI: Beware of Inmates Running the Asylum*’ (<https://arxiv.org/abs/1712.00547>) und ‘*Stop explaining black box machine learning models for high stakes decisions and use interpretable models instead*’ (<https://doi.org/10.1038/s42256-019-0048-x>).“

„...wenn das KI-System die Diagnosefragen so langsam ausgibt, dass es für Ärztin und Patient unangenehm ist.“ (Abbildung 3: (3) und (4))

„... dass der Arzt nicht den Patienten anschaut, sondern alles in ein Interface eingibt, welches nur Multiple-Choice-Fragen zulässt. Dem Vertrauen des Patienten wäre das abträglich. Der Vertrauenswürdigkeit insgesamt möglicherweise aber nicht: Es könnte schließlich sein, dass genau eine solche Fragemethode zu den besten Resultaten führt.“ (Abbildung 3: (1) und (3))

Vor diesem Hintergrund ergab sich unter anderem auch der Vorschlag nach mehr und *agilerer Prototypenrealisierung* als eine verbesserte Möglichkeit, die Auswirkungen alternativer Gestaltungsoptionen besser auf die damit eihergehenden Wirkungen und Einschätzungen der verschiedenen Beteiligten abstimmen zu können.

5. Erste Rückschlüsse zur Bedeutung und Gestaltung von Vertrauen bei KI-basierter Radiologie

5.1 KI-unterstützte Medizin als vertrauensbasierte Co-Kreation im Feedback Loop und neue Aufgaben der „Bionic Radiologists“

Trotz engagierter und z. T. kontroverser Argumentationen bei der Stakeholder-Konsultation stützen deren Ergebnisse nicht die in der Literatur z. T. geführten Diskussionen einer „ultimativen Bedrohung“ der Radiologie durch die rasante Entwicklung der KI-Anwendungen (vgl. z. B. Chockley/Emanuel 2016; Anderson/Anderson 2019). Vielmehr scheinen viele Argumente und Abwägungen durch, die wie Recht et al. (2020) oder Obermeyer

und Emanuel (2016) verschiedene Faktoren sehen, die den Adaptionprozess von KI-Tools in die klinische Praxis verlangsamen und eher in einer *schrittweisen Transformation* zu einem KI-basierten Service System führen. Nach Einschätzung von Pianykh et al. (2020) gehen diese Veränderungen in Richtung zunehmender *Automatisierung* (von Teilaufgaben), *Genauigkeit* und *Objektivität*. Die heute im Einsatz befindliche statische KI wird sich nach Pianykh et al. (2020) in Richtung einer kontinuierlich lernenden KI weiterentwickeln, die – den Grundprinzipien der evidenzbasierten Medizin folgend – ein insgesamt „*lernendes sozio-technisches System*“ aus Personen, Strukturen und Technologie-nutzung schrittweise weiter entwickelt. Zentral sind hierbei die Implementierung und kontinuierliche Weiterentwicklung von KI-Feedback-Loops, wie es bereits in Abbildung 1 idealtypisch am Beispiel der KI-unterstützten Diagnose skizziert wurde. Dies entspräche auch dem Fazit von Walter (2019), der die Abschaffung von Radiologinnen durch KI als falsche Frage, sondern vielmehr eine Tendenz sieht, dass Radiologinnen, die KI nutzen, die Radiologinnen ersetzen, die keine KI-Anwendungen nutzen (wollen oder können).

Das Zusammenspiel zwischen Technologie und Radiologin wird sich in Anbetracht der ganz unterschiedlichen und teils widersprüchlichen Anforderungen der Stakeholder anpassen müssen. Hierzu sind Konzepte notwendig, die über die initialen Überlegungen zum „Bionic Radiologist“ (Dewey/Wilkens 2019) hinausgehen und in kontinuierlicher Weise ermöglichen, dass nicht nur die fachlichen, technischen und organisatorischen Voraussetzungen für die Adaption der KI-Anwendungen unterstützt werden (Pianykh et al. 2020; Richter et al. 2020), sondern dass insbesondere die Ärztinnen und Radiologinnen auch die notwendigen und durch die Stakeholder-Konsultation noch deutlicher gewordenen *Vertrauensherausforderungen* im zeitlichen Verlauf und aus individueller Patientensicht bewältigen können. Hier zeichnet sich eine deutliche Erweiterung der Rollen an.

5.2 Bedeutung von Vertrauenssignalen und -surrogaten

Wie vielfach in der Literatur diskutiert, bestimmt nicht nur ein objektiv feststellbares Risiko oder eine rational entwickelte Vertrauenswürdigkeit die Einschätzungen und Verhaltensweisen der Akteure, sondern auch die jeweils subjektiv empfundene Wahrnehmung von Unsicherheit und individuelle Einschätzungen zu relevanten Bewältigungsoptionen (vgl. unter anderem Hengstler et al. 2016). So ist auch in der Stakeholder-Konsultation zu differenzieren zwischen unter anderem *vertrauenswürdigen Algorithmen* und *standardisierten Prozeduren* (z. B. der evidenzbasierten Medizin für die Ärztinnen und Radiologinnen, unter anderem mit hoher Bedeutung von medizinischen Leitlinien oder systematischen Radiologie Reports (Dewey/Wilkens 2019) oder explizierter und zertifizierbarer Ethik-Leitlinien für KI-Anwendungen (EU 2019; Jobin et al. 2019; EU 2020)) für interessierte Patientinnen und Entwicklerinnen zum einen und *individuellen Einflussfaktoren für individuelles Vertrauen* als subjektive Voraussetzung für Handeln unter (radikaler) Unsicherheit zum anderen.

Insbesondere in der Dienstleistungsforschung hat sich immer wieder gezeigt, dass es im Verlaufe der *Value Co-Creation* Teilprozesse und einzelne Elemente gibt, die einen besonderen Einfluss auf die Einschätzungen und Wahrnehmungen einzelner Akteure haben (vgl. z. B. Bruhn 2019 zur Dienstleistungsqualität). In Anlehnung an die so genannten „*Moments of Truth*“ (Bruhn 2019, S. 192) zeigen sich auch in der Stakeholder-Konsultation eindruckliche Schilderungen von vermeintlichen Details (z. B. mögliche positive oder negativer Eindrücke vom Umgang einzelner Ärztinnen oder Radiologinnen mit einem Smartphone oder Computer, der Eindruck hinsichtlich (fehlender) Professionalität in der Organisation von Abläufen und Wartezeiten oder den schlechten Eindruck, wenn Interpretationen und Empfehlungen zwischen menschlichen Aufgabenträgerinnen und KI-Anwendungen abweichen), die sehr eindeutig darauf hinweisen, dass es „*Moments of Trust oder Distrust*“ geben wird, in denen einzelne Eindrücke maßgeblichen Einfluss auf das resultierende kognitive oder affektive Vertrauen hat. Exemplarisch wird dies in Abbildung 4 aufgegriffen und im modellierten Verlauf eines Versorgungsprozesses positioniert.

Daneben deutet sich grundsätzlich auch eine Bestätigung der in der Literatur diskutierten Bedeutung von Symbolen (unter anderem Akaka et al. 2014; Luhmann 2014, S. 86; Mefert et al. 2018; Bruhn 2019, S. 280, 395) und Signalen als *Surrogat-Informationen* und Grundlage eines subjektiv hinreichenden Vertrauens der Einzelnen an. So fielen auch in der Stakeholder-Konsultation immer wieder die Namen bekannter Kliniken und Technologie-Unternehmen (z. B. Charité, Mayo Kliniken, Johns-Hopkins-Universität; IBM oder Apple). Wurden diese Aspekte vertieft, zeigten sich deutliche Unterschiede bezüglich den Projektionen und Zuschreibungen zwischen den Diskutanten. Hieraus können deutliche Unterschiede bezüglich individuell als relevant erachteter Screening und Signaling Aktivitäten resultieren. Die Bandbreite reicht von Fokus auf (Personen)Marken und/oder Zertifikate für Potenzialfaktoren bis zur Bitte um differenzierte Erläuterung statistischer Methodendetails des eingesetzten ML-Verfahrens.

5.3 Explainable AI (XAI) – aber Stakeholder-differenziert!

Forschung zu Explainable Artificial Intelligence (XAI) fokussiert bisher überwiegend auf die Entwicklerperspektive und teils auf die Perspektive von medizinischen Expertinnen für die korrekte Umsetzung von „Ground Truth“ Informationen bei den KI-Lernprozessen im Sinne eines adaptiven Lernens (Meske et al. 2020). Entwicklerinnen benötigen Modellspezifische (globale) und Fall-spezifische (lokale) Erklärungen, auch unter Zuhilfenahme hierfür entwickelter Metriken, um das eigene „Produkt“ zu verstehen und gemeinsam mit Ärztinnen optimieren zu können. Dies bleibt auch weiterhin ein relevanter Forschungs- und Gestaltungsbereich, doch hat die durchgeführte Stakeholder-Konsultation gezeigt, dass die *Nachvollziehbarkeit von Künstlicher Intelligenz für alle Stakeholder eines medizinischen Behandlungsprozesses* einen hohen Stellenwert im vielschichtigen Vertrauenskontext einnimmt. Aus den unterschiedlichen Informationsbedarfen bzw. Bedarfen informierter Entscheidungen ergibt sich entsprechend die Notwendigkeit einer Stakeholder-differenzierten Ausgestaltung der Erklärbarkeit.

Patientinnen sind keine klassischen Domain-Experts und möchten trotzdem – adäquat zu ihren individuellen und situativen Informationsbedürfnissen – aufgeklärt werden, um subjektiv hinreichend informierte Entscheidungen treffen und neben der Wahrscheinlichkeit für eine Erkrankung, die visualisiert werden kann in heatmaps, z. B. auch die Fairness der Technologie evaluieren zu können. Sie bedürfen auf Anfrage einer simplifizierten, gegebenenfalls durch die behandelnden Ärztinnen unterstützten, Erklärung. Es mag zugleich für einige Patientinnen schon ausreichen zu wissen, dass die KI-basierten Ergebnisse für sie und/oder das medizinische Personal erklärbar sind, bzw. auf Basis der Erklärungen zertifiziert wurden (Surrogat). Die Stakeholder-Gruppe der Medizinerinnen (verschreibende/behandelnde Ärztinnen und Radiologinnen) sowie MTRA benötigen auf ihre Qualifikation zugeschnittene Erklärungen zur Funktionsweise der KI und ihrer Vorhersagen bzw. Vorschläge. Dies dient der individuellen Fähigkeit, KI-Ergebnisse besser verstehen, kontrollieren und gegenüber Dritten begründen zu können, z. B. bei der Durchführung von radiologischen Untersuchungen, aber auch der Vorbereitung von Bilddaten für die Auswertung durch Radiologinnen. Übergeordnet muss die Forschung daher stärker eine bisher vernachlässigte *Stakeholder-spezifische Differenzierung hinsichtlich der Ausgestaltung der Erklärbarkeit und Nachvollziehbarkeit* eingesetzter KI-Technologien vornehmen (Meske et al. 2020).

5.4 Vertrauen by Design – Implikationen für das Service (Systems) Engineering

Zentrale Aufgabe des *Service Engineering* (Bullinger/Schreiner 2006; Leimeister 2020), des *Service Designs* (Teixeire et al. 2017) bzw. des *Service Systems Engineering* (Böhm et al. 2014) ist die systematische, Methoden- und Konzept-basierte Gestaltung und Entwicklung von Services bzw. Service Systemen. Böhm et al. (2014) formulieren drei zentrale *Herausforderungen*, die sich auch hier auf den Kontext der Sicherung notwendigen Vertrauens bei der Nutzung KI-basierter Tools in der Radiologie adaptieren lassen:

- Die systematische Entwicklung von adäquaten *Service-Architekturen*: Nach Böhm et al. (2014) übersetzt eine Service-Architektur das Wertversprechen eines Service Systems in eine adäquate Konfiguration von Akteuren, Ressourcen und Aktivitäten im Zusammenspiel der interaktiven Wertschöpfung. Hier sehen Böhm et al. die Möglichkeiten, aber auch den notwendigen Anlass, eine bessere Verzahnung maschineller und menschlicher Leistungsfähigkeit anzustreben und damit neue Formen der Arbeitsteilung, Ressourcenkombinationen und Dienstleistungserbringung zu realisieren (Dellermann et al. 2019; Li et al. 2020 sprechen von „Hybrider Intelligenz“).
- Die systematische Entwicklung von *Service System-Interaktionen* als Teil des Service Designs (Teixeire et al. 2017): Die Stakeholder-Konsultation zeigte nachdrücklich, dass einzelne Kontaktpunkte zwischen Patientinnen und Leistungserbringerin(nen)

sowie die dabei erfolgende Interaktion von überragender Bedeutung für das notwendige Vertrauen sind (siehe Abbildung 4: „Moments of (Dis)Trust“). Dies deckt sich auch mit aktuellen Ergebnissen der Forschung zur Bedeutung von KI für einzelne Events (Neuhofer et al. 2020). Hierbei ist aber noch weitgehend unbekannt, welche von den Akteuren wahrgenommenen Eindrücke welchen Einfluss auf das kognitive, affektive und institutionelle Vertrauen ausüben. Die Stakeholder-Konsultation bietet erste Hinweise auf die Bedeutung von Marken, dem Einfluss von Eindrücken (fehlender) Professionalität oder der Wahrnehmung von abweichenden Meinungen zwischen Ärztinnen, Radiologinnen und KI-Anwendung.

- Die systematische Entwicklung der *Ressourcenmobilisierung* für Service Systeme: Hierunter wird insbesondere die Ausweitung des Zugangs zu und der Nutzung von neuen Ressourcen verstanden. In der Stakeholder-Konsultation wurden diesbezüglich mindestens zwei Aspekte deutlich:
 - die empfundene Notwendigkeit, aber auch das erforderliche Vertrauen, insbesondere zwischen den medizinischen Leistungserbringerinnen zur Akquise und qualitätsgesicherten Zurverfügungstellung notwendiger Daten für das Training von Algorithmen (Mobilisierung von Informationsressourcen),
 - die schnelle Entwicklung neuer KI-Lösungen und Algorithmen für die (Weiter-) Entwicklung von KI-Tools (Mobilisierung von KI-Ressourcen). Hiermit aber gleichzeitig einhergehend die Befürchtung und damit das Misstrauen, ob die als dringend erforderliche (Weiter-)Entwicklung notwendiger institutioneller Rahmungen in gleicher Geschwindigkeit erfolgen kann (divergierende Geschwindigkeiten zwischen Ressourcenentwicklung und institutioneller Rahmung).

Korrespondierend zu den Anregungen der Stakeholder-Konsultation betonen Böhmann et al. (2014) zudem den hohen Wert prototypischer Realisierungen (*Pilotierung von Innovationen*), bei denen Prinzipien agiler Serviceentwicklung mit der in kurzen Rhythmen angepassten Regulierung einer sich ebenfalls kontinuierlich weiter entwickelnden institutionellen Rahmung synchronisiert werden (siehe hierzu den Strategiewandel des Bundesministeriums für Gesundheit (BMG), z. B. bei der Ermöglichung Digitaler Gesundheitsanwendungen (DiGa) durch das Digitale Versorgung Gesetz (DVG) 2019/2020 sowie das Konzept der „Reallabore“ des Bundesministeriums für Wirtschaft (BMWi 2019)). Dies kann in einem *Action-Research-Forschungsdesign* mit wissenschaftlicher Begleitung erfolgen (Sein et al. 2011). Böhmann et al. (2014) empfehlen den Aufbau von Gestaltungswissen durch die Einbettung der Forschung in reale Service (System)-Innovationen (Prototypen) und dies auch notwendigerweise interdisziplinär (so auch Hengstler et al. 2016). Zusätzlich empfehlen Böhmann et al. (2014) dringend die frühzeitige und umfassende Einbeziehung von Nutzern und Patienten an der Ideenentwicklung und -ausarbeitung bei der Entwicklung von Service (System)-Innovationen zur Sicherstellung einer patientenzentrierten Versorgung (ähnlich Bessant/Maher 2009).

6. Fazit und weiterer Forschungsbedarf

Eine Stakeholder-Konsultation als explorative Delphi-Studie mit Patientinnen, Medizinerinnen, beteiligten Leistungserbringerinnen, Technologie- und Anwendungsentwicklerinnen sowie weiteren Expertinnen ist gerade in frühen Forschungsphasen besonders hilfreich. Über den aktuellen Stand der Literatur und eigenen Vorarbeiten hinaus, erhalten die Forscherinnen frühzeitig Impulse und konkrete Anregungen für die notwendige Zusammenstellung verschiedener relevanter Fachdisziplinen, für Ausgestaltungsoptionen interessanter Forschungsdesigns sowie für nicht nur wissenschaftlich anspruchsvolle, sondern auch unmittelbar Praxis- und gesellschaftlich relevante Forschungsfragen im Hinblick auf anschließende Forschungsprojekte.

Das durchgeführte Format der Stakeholder-Konsultation ist hierbei nicht ohne *Limitationen*. Folgende sind z. T. als notwendiger Kompromiss dem Format inhärent, z. T. aber auch Folgen der Durchführung im konkreten Projekt:

- *Begrenzte Anzahl an Personen*: Durch eine Begrenzung auf maximal 20 Personen entfielen auf die einzelnen Stakeholder nur jeweils drei bis fünf Personen. Somit kann keinerlei Anspruch auf Repräsentativität erhoben werden. Es resultieren maximal erste Eindrücke zuvor nur vermuteter Unterschiede zwischen den verschiedenen Stakeholder-Perspektiven.
- Auch die *Anzahl der adressierten Stakeholder* musste begrenzt werden. Hierdurch fehlten interessante Perspektiven, z. B. von KI-Startups, KI-Investoren sowie etablierten Herstellern von KI-Anwendungen oder verschiedenen öffentlichen Instanzen, die Verantwortung für die aktuelle und zukünftige institutionelle Rahmung der KI-Anwendung in der Radiologie tragen.
- Explorativer Charakter der Konsultation mit *geringer inhaltlicher Vorgabe*, hoher Breite und situativer, z. T. zufälliger Fokussierung, inkl. entstehender Eigendynamiken im Verlaufe der drei Runden. Dies führte unter anderem zur relativen Überhöhung einzelner Aspekte im Verlaufe der Diskussionsrunden. Beispielsweise eine zu intensive Reflexion zukünftiger Materialität und Tangibilität der KI-Anwendungen durch eine kontrovers diskutierte Repräsentanz der KI-Anwendung im initialen Rollenspiel.
- *Fehlende longitudinale Perspektive* auf die Entwicklung und Veränderung im Verlaufe eines kontinuierlichen Lernprozesses des sozio-technischen Service Systems sowie der jeweils relevanten Vertrauenskonstrukte im Zeitablauf.

Die in drei Runden und mit Vor- und Nachbereitung von 10/2019 bis 4/2020 durchgeführte Stakeholder-Konsultation zum Thema „Künstliche Intelligenz in der Radiologie (KIRA)“ erbrachte im Hinblick auf zu beteiligende Disziplinen, mögliche Forschungsdesigns und konkrete Anregungen für relevante Forschungsfragen in nachfolgenden Forschungsprojekten mindestens die folgenden *Erkenntnisse*:

- *Notwendige Inter- und Transdisziplinarität*: An KIRA ist Expertise aus den Disziplinen Medizin/Radiologie, Psychologie, Ethik, Informatik/Operations Research sowie

Arbeitswissenschaft und Wirtschaftsinformatik beteiligt. Dies erweist sich auch über die Stakeholder-Konsultation hinaus als sehr produktive Ergänzung, in denen neue Perspektiven auf Herausforderungen entstehen, die durch eine Disziplin nicht hinreichend beantwortet werden können (so auch Hengstler et al. 2016 am Beispiel des „Cognition Engineering“).

- Differenzierung von *Spannungen* („*Tensions*“) auf verschiedenen, z. T. interdependenten *Analyse-Ebenen*. Typisch für Forschung zur Digitalen Transformation werden auch in diesem speziellen Kontext verschiedene Spannungen im Verlauf der Veränderungsprozesse deutlich. Im Hinblick auf das adressierte Vertrauen liegt der traditionelle Forschungsfokus zumeist auf bilateralen Verhältnissen zwischen einzelnen Individuen (z. B. Patientin-Ärztin) und damit auf einer *Mikro-Ebene*. Bereits die Stakeholder-Konsultation konnte aber auch die Relevanz von interpersonellen Vertrauensbeziehungen im Netzwerk (Meso-Ebene) sowie der institutionellen Rahmung (Makro-Ebene) zeigen (siehe Abbildung 3). Neben Vertrauen sind eine Reihe weiterer Spannungen deutlich geworden, unter anderem im Hinblick auf divergierende Entwicklungsgeschwindigkeiten oder einer notwendigen institutionellen Konkretisierung und Verankerung z. B. KI-relevanter ethischer Prinzipien und Leitlinien.
- *Relevante Forschungsdesigns*, die die erkennbar dynamisch verlaufende Weiterentwicklung der KI-Nutzung in der Radiologie in Echtzeit begleitet und in einem agilen Prozess die Interaktion, ähnlich der Stakeholder-Konsultation, mit relevanten Gruppen von Beteiligten fortführt. Dies greift auch die Forderung von Glikson und Woolley (2020, S. 467ff.) auf, die aus ihrem aktuellen Literatur-Review die Empfehlung ableiten, dass zukünftige Forschung zu den Implikationen der KI unter realen Einsatzbedingungen stattfinden soll. Sie formulieren sogar einen dringenden Bedarf für Feldforschung in Settings, bei denen die KI-Nutzung verbunden ist mit hohen persönlichen Risiken der beteiligten Nutzerinnen (S. 467), was bei KIRA zweifelsfrei gegeben ist.
Dies könnte beispielsweise ein Forschungsdesign im Format des *Action Research* (Sherer 2014) bieten. Interessant könnte hierbei zukünftig auch eine noch stärkere Beteiligung von relevanten Stakeholdern sein, die die institutionelle Rahmung im Verlaufe der Adaption von KI-Anwendungen zu kontinuierlich lernenden digitalen Service Systemen mitbestimmen (z. B. Konzept des Reallabors, vgl. BMWi 2019). Neben der staatlichen Sicht der Regulierung wäre hier z. B. auch an Vertreterinnen der AWMF als zuständige Trägerin zur konsentierten Weiterentwicklung medizinischer Leitlinien zu denken. Sie sind unter anderem entscheidend für die Anpassung der zukünftig notwendigen Aus- und Weiterbildung, die Konkretisierung notwendiger Prozess- und Verfahrensstandards oder die Detaillierung fehlender Qualitätsindikatoren sowie standardisierter Teilergebnisse, z. B. in Form von strukturierten Radiologie Reports (Dewey/Wilkens 2019).
- *Relevante Forschungsrätsel* und erste *konkrete Forschungsfragen*: Für die bereits bei der Stakeholder-Konsultation beteiligten Fachdisziplinen ergibt sich eine Vielzahl

von Anregungen für relevante Forschungsrätsel und konkrete Forschungsfragen, exemplarisch genannt seien die folgenden:

- *Bionic Radiologists*: nicht-intendierte und nicht-antizipierter Anforderungsveränderungen durch den Einsatz von KI bei den medizinischen Leistungserbringenden (hier: Ärztinnen, Radiologinnen, MTRA). Neben fachlich-medizinischen auch die veränderten Anforderungen in Bezug auf eine sensibilisierte Individualisierung der Risiko-/Unsicherheits-Kommunikation und Vertrauenssignale: Forschungsfrage (FF) BR1: (Wie) Können medizinische Leitlinien zur Orchestrierung KI-unterstützter Service Systeme beitragen und neben dem institutionellen auch kognitives und affektives Vertrauen beeinflussen?
FF BR2: Haben verschiedene Ausgestaltungsalternativen strukturierter Radiologie Reports Auswirkungen auf das bei Stakeholdern resultierende kognitive und institutionelle Vertrauen?
- *Explainable AI (XAI)* als typisches Beispiel eines relevanten Konstruktes, dessen Diskussion in der Literatur noch zu idealtypisch erfolgt und hier auf Stakeholdergruppen, mögliche Typen je Stakeholder und der Anpassungsnotwendigkeit im Zeitverlauf differenziert werden muss.
FF XAI1: Welche Erklärungstypen (z. B. statistische Wahrscheinlichkeiten, Begründungen) sowie welche Darstellungsformen (grafisch, textuell, numerisch), und welche Kombination aus ihnen, eignen sich für die unterschiedlichen Stakeholdergruppen, um das Verständnis und Vertrauen gegenüber KI zu erhöhen?
FF XAI2: Welche Erklärungsformen wirken am stärksten auf welche Vertrauensarten (kognitiv, affektiv, institutionell) der unterschiedlichen Stakeholder und wie wirkt dies auf die jeweilige Akzeptanz des KI-Einsatzes insgesamt?
- *Service Systems Design and Engineering*: Identifizierung der Bedeutung und Differenzierung der Ausgestaltungsoptionen einzelner Kontaktpunkte im Verlaufe des Behandlungsprozesses („*Moments of (Dis)Trust*“), inklusive des Vergleichs optionaler Vertrauenssurrogate, die alternativ oder kombiniert das kognitive, affektive und/oder institutionelle Vertrauen adressieren.
FF SSDE1: Welche Episoden und einzelne Augenblicke im Verlaufe des Behandlungspfades haben einen besonderen Einfluss auf das resultierende Vertrauen einzelner Stakeholder („*Moments of (Dis-)Trust*“)?
FF SSDE2: (Wie) Wirken Ausgestaltungsalternativen des sozio-materiellen Systems (unter anderem Prozessdesigns, Interaktionsdesigns, Symbolik) in einzelnen Kontaktpunkten auf das resultierende Vertrauen beteiligter Stakeholder?
FF SSDE3: Welchen Einfluss hat die Signalisierung objektivierter Kriterien „vertrauenswürdiger KI“ (z. B. ethische Leitlinien, Regulierungsbestimmungen, Zertifizierung, Garantien, drohende Sanktionen (z. B. Haftung) im Vergleich zur Signalisierung alternativer Vertrauenssignale (z. B. Reputation/Marken oder persönliche Empfehlungen) auf das resultierende Vertrauen relevanter Stakeholder?

- *Psychologie und Ethik*: Entwicklung einer longitudinalen Perspektive auf typische Muster der Entstehung und Veränderung von Vertrauen im Zeitablauf („Trust Trajectory“ bei Glikson/Woolley 2020, S. 650). Hierbei konkretisieren bisher nur erste Vermutungen, dass beispielsweise anfänglich institutionelles und kognitives Vertrauen mit Bezug zu Marken, Zertifikaten und gesetzlichen Vorschriften auf Seiten der Patientinnen und Ärztinnen im Zeitablauf ergänzt und substituiert wird durch Elemente eines affektiven Vertrauens in einem etablierten Stakeholder-Netzwerk, ohne die grundsätzlichen Herausforderungen dominierender Vertrauenseigenschaften medizinischer Leistungen zu überwinden.
FF PE 1: Wie verändert sich das Vertrauen der Nutzerinnen (hier: Ärztinnen, Radiologinnen, MTRA) von KI-Tools im Zeitverlauf (Glikson/Woolley 2020) mit zunehmender Nutzungserfahrung? Kalibriert sich das Vertrauen dieser Nutzerinnen von KI-Tools im Zeitverlauf, d. h. entwickeln Nutzerinnen ein der Vertrauenswürdigkeit (trustworthiness, capability) des KI-Tools angemessenes Vertrauen („Overtrust“, „Calibrated Trust“, „Distrust“; Lee/See 2004; Sheridan 2019)?
FF PE 2: Wie wirken sich unterschiedliche Grade von Vertrauen („Overtrust“, „Calibrated Trust“, „Distrust“; Lee/See 2004) in die KI-Tools auf die Nutzung dieser aus und wie beeinflusst das die Leistung und Arbeitszufriedenheit der Nutzerinnen (hier: Ärztinnen, Radiologinnen, MTRA)?

Danksagung

Wir danken der Berlin University Alliance (BUA) für die Möglichkeit, aus Mitteln der Exzellenzstrategie diese wichtigen Impulse für weitere Forschungsvorhaben ableiten zu können. Diese werden fach- und disziplinen-spezifische Vorarbeiten ergänzen, aber vor allem Verbünde transdisziplinärer Forschung orientieren.

Förderhinweis

Der Beitrag basiert auf den Zwischenergebnissen eines interdisziplinären Forschungsprojektes, das 2019/2020 durch Mittel der Exzellenzstrategie der Berlin University Alliance (BUA) ermöglicht wurde (<https://www.berlin-university-alliance.de>).

Literaturverzeichnis

- Adadi, A./Berrada, M. (2018): Peeking Inside the Black-Box – A Survey on Explainable Artificial Intelligence (XAI), in: IEEE Access, Vol. 6, No. 1, S. 52138-52160.
- Agrawal, A./Gans, J./Goldfarb, A. (2018): Prediction Machines – The Simple Economics of Artificial Intelligence, Boston.
- Akaka, M./Corsaro, D./Kelleher, C./Maglio, P./Seo, Y./Lusch, R./Vargo, S. (2014): The Role of Symbols in Value Co-Creation, in: Marketing Theory, Vol. 14, No. 3, S. 311-326.
- Anderson, M./Anderson, S. (2019): How Should AI Be Developed, Validated, and Implemented in Patient Care?, in: AMA Journal of Ethics, Vol. 21, No. 2, S. 125-130.
- Angerer, A./Kobler, I./Liberatore, F. (2019): Kooperative Dienstleistungsentwicklung im Gesundheitswesen – Die Umsetzung des Health Value Chain-Ansatzes, in: Bruhn, M./Hadwich, K. (Hrsg.): Kooperative Dienstleistungen, Wiesbaden, S. 560-574.
- Bartneck, C./Lütke, C./Wagner, A./Welsh, S. (2019): Ethik in KI und Robotik, München.
- Bessant, J./Maher, L. (2009): Developing Radical Service Innovations in Healthcare – The Role of Design Methods, in: International Journal of Innovation Management, Vol. 13, No. 4, S. 555-568.
- Blaschke, M./Riss, U./Haki, K./Aier, S. (2019): Design Principles for Digital Value Co-Creation Networks – A Service-Dominant Logic Perspective, in: Electronic Markets, Vol. 29, No. 3, S. 443-472.
- BMW (2019): Reallabore – Testräume für Innovation und Regulierung, <https://www.bmw.de/Redaktion/DE/Dossier/reallabore-testraeume-fuer-innovation-und-regulierung.html> (Zugriff am 01.10.2019).
- Böhm, T./Leimeister, J.M./Möslin, K. (2014): Service-Systems-Engineering, in: Business Information Systems and Engineering, Vol. 56, No. 2, S. 83-90.
- Breidbach, C.F./Antons, D./Salge, T.O. (2016): Seamless Service? On the Role and Impact of Service Orchestrators in Human-Centered Service Systems, in: Journal of Service Research, Vol. 19, No. 4, S. 458-476.

- Brink, J./Arenson, R./Grist, T./Lewin, J./Enzmann, D. (2017): Bits and Bytes – The Future of Radiology Lies in Informatics and Information Technology, in: *European Radiology*, Vol. 27, No. 9, S. 3647-3651.
- Bruhn, M. (2019): *Qualitätsmanagement für Dienstleistungen – Handbuch für ein erfolgreiches Qualitätsmanagement – Grundlagen, Konzepte, Methoden*, 11. Aufl., Berlin.
- BUA (2020): Berliner Universitätsallianz, <https://www.berlin-university-alliance.de> (Zugriff am 15.08.2020).
- Bullinger, H.-J./Schreiner, P. (2006): Service Engineering – Ein Rahmenkonzept für die systematische Entwicklung von Dienstleistungen, in: Bullinger, H.-J./Scheer, A.-W. (Hrsg.): *Service Engineering*, 2. Aufl., Berlin/Heidelberg, S. 53-84.
- Cearley, D./Burke, B./Smith, D./Jones, N./Chandrasekaran, A. (2020): Gartner Top 10 Strategic Technology Trends for 2020, <https://www.gartner.com/smarterwith-gartner/gartner-top-10-strategic-technology-trends-for-2020> (Zugriff am 12.02.2020).
- Chockley, K./Emanuel, E. (2016): The End of Radiology? Three Threats to the Future Practice of Radiology, in: *Journal of the American College of Radiology*, Vol. 13, No. 12, S. 1415-1420.
- Dellermann, D./Ebel, P./Söllner, M./Leimeister, J.M. (2019): Hybrid Intelligence, in: *Business Information Systems Engineering*, Vol. 61, No. 5, S. 637-643.
- Dewey, M./Wilkens, U. (2019): The Bionic Radiologist – Avoiding Blurry Pictures and Providing Greater Insights, in: *npj Digital Medicine*, Vol. 2, No. 65, S. 1-7.
- Domingos, P. (2015): *The Master Algorithm – How the Quest for the Ultimate Learning Machine Will Remake Our World*, New York.
- Engelhardt, W.H./Kleinaltenkamp, M./Reckenfelderbäumer, M. (1993): Leistungsbündel als Absatzobjekte, in: *Zeitschrift für betriebswirtschaftliche Forschung*, 45. Jg., Nr. 5, S. 395-426.
- Europäische Union (EU) (2019): Ethik-Leitlinien für eine vertrauenswürdige KI, https://ec.europa.eu/newsroom/dae/document.cfm?doc_id=60425 (Zugriff am 10.08.2020).
- Europäische Union (EU) (2020): Künstliche Intelligenz, https://ec.europa.eu/commission/news/artificial-intelligence-2019-apr-08_de (Zugriff am 10.08.2020).
- Freiling, J./Gersch, M. (2007): Kompetenztheoretische Fundierung dienstleistungsbezogener Wertschöpfungsprozesse, in: Bruhn, M./Stauss, B. (Hrsg.): *Wertschöpfungsprozesse bei Dienstleistungen*, Wiesbaden, S. 71-94.
- Freiling, J./Gersch, M. (2008): Auf dem Weg zu einer „Dienstleistungstheorie“ – das Zusammenspiel individueller und kollektiver Fähigkeiten im Kontext aktueller Theorieentwicklungen, in: *Jahrbuch Strategisches Kompetenz Management* 2, S. 99-130.
- Freiling, J./Gersch, M./Goeke, C. (2008): On the Path Towards a Competence-based Theory of the Firm, in: *Organization Studies*, Vol. 29, No. 8, S. 1143-1164.

- Gambetta, D. (2000): Can we trust Trust?, in: Gambetta, D. (Hrsg.): Trust Making and Breaking Cooperative Relations, Oxford, S. 213-237.
- Gersch, M./Hewing, M./Schöler, B. (2011): Business Process Blueprinting – An Enhanced View on Process Performance, in: Business Process Management Journal (BPMJ), Vol. 17, No. 5, S. 732-747.
- Glikson, E./Woolley, A. (2020): Human Trust in Artificial Intelligence – Review of Empirical Research, in: Academy of Management Annals, Vol. 14, No. 2, S. 627-660.
- Grötter, R./Klatt, K. (2020): Ergebnisbericht KIRA – Eine Konsultation von Stakeholdern, Expertinnen und Experten zu Künstlicher Intelligenz in der Radiologie, <https://www.berlin-university-alliance.de/commitments/knowledge-exchange/kira-bericht.pdf> (Zugriff am 21.07.2020).
- Hengstler, M./Enkel, E./Duelli, S. (2016): Applied Artificial Intelligence and Trust – The Case of Autonomous Vehicles and Medical Assistance Devices, in: Technological Forecasting and Social Change, Vol. 105, No. 1, S. 105-120.
- Huang, M./Rust, R. (2018): Artificial Intelligence in Service, in: Journal of Service Research, Vol. 21, No. 2, S. 55-72.
- Huang, Y./Wilkinson, I. (2013): The Dynamics and Evolution of Trust in Business Relationships, in: Industrial Marketing Management, Vol. 42, No. 3, S. 455-465.
- Jobin, A./Ienca, M./Vayena, E. (2019): The Global Landscape of AI Ethical Guidelines, in: Nature Machine Intelligence, Vol. 1, No. 9, S. 389-399.
- Johnson, D./Grayson, K. (2005): Cognitive and Affective Trust in Service Relationships, in: Journal of Business Research, Vol. 58, No. 4, S. 500-507.
- Kaas, K.P. (1992): Kontraktgütermarketing als Kooperation zwischen Prinzipalen und Agenten, in: Zeitschrift für betriebswirtschaftliche Forschung, Vol. 44, No. 10, S. 884-901.
- 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, in: Business Horizons, Vol. 62, No. 1, S. 15-25.
- Kleinaltenkamp, M./Plewa, C./Gudergan, S./Karpen, I.O./Chen, T. (2017): Usage Center-Value Cocreation in Multi-Actor Usage Processes, in: Journal of Service Theory and Practice, Vol. 27, No. 4, S. 721-737.
- Kobayashi, H./Hara, Y./Usui, T. (2017): Trust Building Process for New Market Entrants, in: Journal of Business and Industrial Marketing, Vol. 32, No. 6, S. 801-812.
- Lee, J./See, K. (2004): Trust in Automation Designing for Appropriate Reliance, in: Human Factors, Vol. 46, No. 1, S. 50-80.
- Leimeister, J.M. (2020): Dienstleistungsengineering und -management, Berlin.

- Li, M./Bronner, E./Peters, C./Leimeister, J.M. (2020): Künstliche Intelligenz und menschliche Kompetenz zur Automatisierung und Personalisierung von Dienstleistungen am Beispiel des Support, in: Bruhn, M./Hadwich, K. (Hrsg.): Automatisierung und Personalisierung von Dienstleistungen, Wiesbaden, S. 234-251.
- Luhmann, N. (2014): Vertrauen – Ein Mechanismus der Reduktion sozialer Komplexität, 5. Aufl., Stuttgart.
- Lusch, R.F./Vargo, S.L. (2014): Service-Dominant Logic – Premises, Perspectives, Possibilities, Cambridge.
- Maedche, A./Legner, C./Benlian, A./Berger, B./Gimpel, H./Hess, T./Hinz, O./Morana, S./Söllner, M. (2019): AI-Based Digital Assistants – Opportunities, Threats, and Research Perspectives, in: Business and Information Systems Engineering, Vol. 61, No. 4, S. 535-544.
- Matzner, M./Büttgen, M./Demirkan, H./Spohrer, J. (2018): Digital Transformation in Service Management, in: Journal of Service Management Research, Vol. 2, No. 2, S. 3-21.
- McColl-Kennedy, J./Vargo, S./Dagger, T./Sweeney, J./van Kasteren, Y. (2012): Health Care Customers Value Cocreation Practice Styles, in: Journal of Service Research, Vol. 15, No. 4, S. 370-389.
- Meffert, H./Bruhn, M./Hadwich, K. (2018): Dienstleistungsmarketing – Grundlagen, Konzepte, Methoden, 9. Aufl., Wiesbaden.
- Meske, C./Bunde, E./Schneider, J./Gersch, M. (2020) Explainable Artificial Intelligence Objectives, Stakeholders, and Future Research Opportunities, in: Information Systems Management, S. 1-11.
- Neuhofer, B./Magnus, B./Celuch, K. (2020): The Impact of Artificial Intelligence on Event Experiences – A Scenario Technique Approach, in: Electronic Markets, S. 1-17.
- Obermeyer, Z./Emanuel, E. (2016): Predicting the Future – Big Data, Machine Learning, and Clinical Medicine, in: New England Journal of Medicine, Vol. 375, No. 13, S. 1216-1219.
- Parasuraman, R./Riley, V. (1997): Humans and Automation – Use, Misuse, Disuse, Abuse, in: Human Factors, Vol. 39, No. 2, S. 230-252.
- Parasuraman, R./Sheridan, T./Wickens, C. (2000): A Model of Types and Levels of Human Interaction with Automation, in: IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics – Part A: Systems and Humans, Vol. 30, No. 3, S. 286-297.
- Pianykh, O./Langs, G./Dewey, M./Enzmann, D./Herold, C./Schoenberg, S./Brink, J. (2020): Continuous Learning AI in Radiology – Implementation, Principles and Early Applications, in: Radiology, Vol. 297, No. 1, S. 6-14.
- Recht, M./Dewey, M./Dreyer, K./Langlotz, C./Niessen, W./Prainsack, B./Smiths, J. (2020): Integrating Artificial Intelligence into the Clinical Practice of Radiology – Challenges and Recommendations, in: European Radiology, Vol. 30, No. 6, S. 3576-3584.

- Schaefer, K./Chen, J./Szalma, J./Hancock, P. (2016): A Meta-Analysis of Factors Influencing the Development of Trust in Automation – Implications for Understanding Autonomy in Future Systems, in: *Human Factors*, Vol. 58, No. 3, S. 377-400.
- Sein, M./Henfridsson, O./Purao, S./Rossi, M./Lindgren, R. (2011): Action Design Research, in: *Management Information Systems Quarterly*, Vol. 35, No. 1, S. 37-56.
- Sherer, S. (2014): Advocating for Action Design Research on IT Value Creation in Healthcare, in: *Journal of the Association for Information Systems*, Vol. 15, No. 12, S. 860-878.
- Sheridan, T. (2019): Extending Three Existing Models to Analysis of Trust in Automation – Signal Detection, Statistical Parameter Estimation, and Model-Based Control, in: *Human Factors*, Vol. 61, No. 7, S. 1162-1170.
- Spremann, K. (1987): Agent und Prinzipal, in: Bamberg, G./Spremann, K. (Hrsg.): *Agency Theory Information and Incentives*, Heidelberg, S. 3-37.
- Sweeney, J./Danaher, T./McColl-Kennedy, J. (2015): Customer Effort in Value Cocreation Activities – Improving Quality of Life and Behavioral Intentions of Health Care Customers, in: *Journal of Service Research*, Vol. 18, No. 3, S. 318-335.
- Teixeira, J./Patricio, L./Huang, K./Fisk, R./Nobrega, L./Constantine, L. (2017): The MINDS Method – Integrating Management and Interaction Design Perspectives for Service Design, in: *Journal of Service Research*, Vol. 20, No. 3, S. 240-258.
- Vargo, S.L./Lusch, R.F. (2017): Service-Dominant Logic 2025, in: *International Journal of Research in Marketing*, Vol. 34, No. 1, S. 46-67.
- Vial, G. (2019): Understanding Digital Transformation – A Review and a Research Agenda, in: *The Journal of Strategic Information Systems*, Vol. 28, No. 2, S. 118-144.
- Walter, M. (2019): 4 Key Reasons AI Won't Replace Radiologists, <https://www.radiologybusiness.com/topics/artificial-intelligence/4-key-reasons-ai-wont-replace-radiologists> (Zugriff am 09.09.2020).
- Weiber, R./Billen, P. (2005): Informationsökonomische Fundierung des Dienstleistungsmarketing, in: Corsten, H./Gössinger, R. (Hrsg.): *Dienstleistungsökonomie Band 130*, Berlin, S. 85-127.
- Wimelius, H./Matthiassen, L./Holmström, J./Keil, M. (2020): A Paradoxical Perspective on Technology Renewal in Digital Transformation, in: *Information Systems Journal*, im Druck.
- Winter, J. (2018): Künstliche Intelligenz und datenbasierte Geschäftsmodellinnovationen, in: Bruhn, M./Hadwich, K. (Hrsg.): *Service Business Development – Band 1*, Wiesbaden, S. 62-79.
- Wood, S./Schulman, K. (2019): The Doctor-of-the-Future Is In – Patient Responses to Disruptive Health-Care Innovations, in: *Journal of the Association of Consumer Research*, Vol. 4, No. 3, S. 231-243.



Christopher Garrelfs, Marie Längen und Carsten Schultz

Partizipative Dienstleistungsentwicklung im Gesundheitswesen – Barrieren der Nutzerintegration bei KI-basierten Dienstleistungen

1. Nutzer als Innovatoren für neue Dienstleistungen
2. Das Fallbeispiel der Tele-Audiologie
3. Dienstleistungsinnovationen in der Tele-Audiologie
 - 3.1 Identifizierte Marktanforderungen der Nutzer
 - 3.2 Identifizierte Marktentwicklungen der Hersteller
 - 3.3 Auswirkungen auf zukünftige Dienstleistungen
4. Herausforderungen der partizipativen Dienstleistungsentwicklung
 - 4.1 Gründe eingeschränkter Bereitschaft der Nutzer zur Partizipation
 - 4.2 Gründe eingeschränkter Fähigkeiten der Nutzer zur Partizipation
 - 4.3 Gründe eingeschränkter Möglichkeiten der Nutzer zur Partizipation
5. Zusammenfassung und Implikationen

Literaturverzeichnis

Christopher Garrelfs, M.Sc., und *Marie Längen*, M.Sc., sind wissenschaftliche Mitarbeitende und Doktoranden am Lehrstuhl für Technologiemanagement der Universität Kiel. Prof. Dr. *Carsten Schultz* ist Inhaber des Lehrstuhls für Technologiemanagement an der Universität Kiel.

1. Nutzer als Innovatoren für neue Dienstleistungen

Im Streben um langfristige Wettbewerbsvorteile und nachhaltige Marktpositionen dringen zunehmend auch produktorientierte Unternehmen (z. B. Hersteller für Medizintechnik) durch den Einsatz digitaler Dienstleistungen in den Markt der Gesundheitsdienstleister vor (Vendrell-Herrero et al. 2017; Xing et al. 2017). Neue Technologien, insbesondere aus dem breiten Spektrum der Künstlichen Intelligenz, beschleunigen den Wandel von produzierenden Unternehmen zu integrierten Lösungsanbietern (Ardolino et al. 2016; Huang/Rust 2018; Kroh et al. 2018). Mit Hilfe digitaler Dienstleistungen, die (teil-)automatisiert erbracht und direkt vertrieben werden können, ergeben sich zahlreiche Möglichkeiten für dienstleistungsbezogene Geschäftsmodellinnovationen. Ergebnis dieser Entwicklung sind *vernetzte Systemlösungen*, die sich von einer dyadischen Beziehung zwischen Kunden und Dienstleistern zu einem Ökosystem verschiedener Akteure bewegen (West/Bogers 2014; Luetjen et al. 2019).

Zu den *zentralen Akteuren* gehören neben den Herstellern vor allem Endnutzer (z. B. Patienten) und professionelle Nutzer (z. B. Ärzte oder medizinisches Personal). Hersteller, die sich ursprünglich auf interne und produktbezogene Innovationsprozesse konzentrierten, sind im Zuge der Entwicklung digitaler Dienstleistungen auf die Erfahrungen und Kenntnisse der Nutzer angewiesen (Baines et al. 2013; Burton et al. 2017). Die partizipative Dienstleistungsentwicklung führt im Sinne der „Service Dominant Logic“ zu nutzerzentrierten Dienstleistungen, die die Adoptionsbereitschaft der Nutzer und somit den Erfolg neuer Dienstleistungen erhöhen können (Ordanini/Parasuraman 2010; Gambardella et al. 2017). Darüber hinaus kommt den Endnutzern und professionellen Nutzern in den frühen Innovationsphasen eine besondere Rolle zu, da sie eine bedeutende Quelle für neue Dienstleistungsinnovationen sein können (Chesbrough/Bogers 2014).

Endnutzer fördern als Kooperationspartner die Diffusion von Innovationen und können Ressourcendefizite der Hersteller ausgleichen (Bogers et al. 2010; Oliveira/Hippel 2011). Das Hauptaugenmerk der Hersteller liegt auf der Gewinnung von bedarfsbezogenem Wissen, das im Anwendungskontext und den individuellen Erfahrungen der Endnutzer liegt, für die Hersteller jedoch schwer zu transferieren ist (*Tacit Knowledge*) (Hippel 1994). Die Übertragung von Innovationsaktivitäten an den Endnutzer und die Gewinnung der sonst nur schwer zu beschaffenen *Sticky Information* reduziert die finanziellen und zeitlichen Aufwendungen für interne Innovationsaktivitäten. Die Ableitung von Marktanforderungen für neue Dienstleistungen aus dem Anwendungskontext der Endnutzer steigert darüber hinaus die Effektivität von Innovationsvorhaben, indem Fehlentwicklungen *am Markt vorbei* minimiert werden können (Edvardsson et al. 2012; Schultz/Tietze 2014).

Professionelle Nutzer arbeiten am *Frontend* der Dienstleistungserbringung an der Schnittstelle zwischen Endnutzern und Herstellern. Sie verfügen sowohl über Kompetenzen im

Markt- als auch im Technologiebereich (Brem et al. 2018; Engen/Magnusson 2018). Professionelle Nutzer haben durch ihre Dienstleistungserfahrung das Potenzial, die Barrieren der Integration von Endnutzern zu überwinden, indem sie bedarfsbezogenes Wissen von Endnutzern mit lösungsbezogenem Wissen der Hersteller kombinieren (Alghisi/Saccani 2015). Professionelle Nutzer sind in einer Schlüsselposition, um Akzeptanz bei Endnutzern zu schaffen (Engen/Magnusson 2015; Skålen et al. 2015). Choi und Kim (2013) zeigen in diesem Zusammenhang, dass eine hohe Interaktionsqualität mit Endnutzern mit einer insgesamt höheren Nutzerzufriedenheit verbunden ist. Demzufolge können professionelle Nutzer die Diffusion von Innovationen fördern und die Effizienz von Dienstleistungsinnovationen steigern (Stock et al. 2017).

Den Vorteilen der partizipativen Dienstleistungsentwicklung stehen jedoch insbesondere bei radikaleren Dienstleistungsinnovationen, aufgrund ihrer Komplexität und ihrem disruptiven Veränderungspotenzial, *elementare Barrieren* gegenüber. Hervorgerufen durch vielfältige Barrieren wird die Nutzereinbindung trotz klarer empirischer Evidenz in der Praxis noch immer unterschätzt (Bradonjic et al. 2019). Infolgedessen können gravierende Unterschiede zwischen den realisierten Innovationen der Hersteller und den tatsächlichen Anforderungen der Nutzer bestehen.

Ziel des Beitrags ist es daher, die Marktanforderungen der Endnutzer und professionellen Nutzer den aktuellen Marktentwicklungen der Hersteller gegenüberzustellen, um (1) die *Bedeutung der Akteure* als Quelle für Dienstleistungsinnovationen zu bewerten, (2) die *akteursspezifischen Barrieren* der partizipativen Dienstleistungsentwicklung abzuleiten und schließlich (3) ein *konzeptionelles Modell* zu entwickeln, das Implikationen für das Management von Dienstleistungsinnovationen im Gesundheitswesen beinhaltet.

Die Forschungsfragen werden anhand des Fallbeispiels der *Tele-Audiologie* untersucht. Dieser Kontext eignet sich dafür in besonderem Maße, da die Hersteller von Hörsystemen digitale Technologien nutzen, um durch vernetzte Produkt-Service-Systeme teilautomatisierte Dienstleistungen zu erbringen. Dabei werden die Hörakustiker als etablierte professionelle Nutzer teilweise nicht mehr aktiv einbezogen und die Kunden, die vor einer Hörgeräteversorgung stehen, als Endnutzer direkt versorgt. Durch Interviews mit Endnutzern und professionellen Nutzern wurden Marktanforderungen für neue Dienstleistungen im Bereich der Tele-Audiologie identifiziert. Zur Ermittlung der Marktentwicklungen der Hersteller wurde eine Patentanalyse durchgeführt und um zusätzliche Sekundärdaten (dienstleistungsbezogene Inhalte von offiziellen Websites der Hersteller und aus Fachzeitschriften) ergänzt. Die Interviewergebnisse wurden schließlich mit Hilfe inhaltsanalytischer Methoden (Gioia et al. 2013) im Hinblick auf fehlende Anreize und Schwierigkeiten der Nutzer, Marktanforderungen für neue Dienstleistungen zu benennen, analysiert. Die Studie geht dabei auf die Unterschiede zwischen professionellen Nutzern und Endnutzern ein, da sich erstere aufgrund ihrer Kompetenzen und Erfahrungen in der Dienstleistungserbringung stark von Endnutzern unterscheiden (Engen/Magnusson 2018). Hierbei leistet die Studie einen Beitrag zur Erforschung der Motivation und Rolle der Nutzer in den frühen Phasen des Innovationsprozesses (Bogers et al. 2010; De Jong et al. 2018). Der abschließende Teil fasst die Ergebnisse in einem konzeptionellen Modell zusammen.

2. Das Fallbeispiel der Tele-Audiologie

In Deutschland leiden etwa 15,7 Prozent der Bevölkerung an Hörschäden (Gablenz/Holube 2015). Die Nutzung aktueller Hörsysteme und Kombination mit neuen technologischen Möglichkeiten, beispielsweise dem Einsatz von Künstlicher Intelligenz, kann dabei nicht nur zu einer deutlichen Hörverbesserung sondern zu völlig neuen und digitalen Dienstleistungen im Bereich der Tele-Audiologie führen. Die Dienstleistungspotenziale in der Tele-Audiologie führen zu einer *zunehmenden vertikalen Integration der Hersteller* für Hörsysteme, die digitale Dienstleistungen selbst entwickeln und vertreiben. Das Angebot digitaler Dienstleistungen in Kombination mit der Direktvermarktung neuer Hörsysteme als *Over the Counter (OTC)*-Produkte kann zu strategischen Nachteilen der professionellen Nutzer führen, die im digitalen Versorgungsprozess an Bedeutung verlieren können. In der Entwicklung komplexer neuer Dienstleistungsbündel konvergieren dabei meist zahlreiche Technologien und Dienstleistungen, wodurch der Zusammenschluss verschiedener Akteure zu einem Business-Ökosystem notwendig ist.

KI-basierte Dienstleistungen bedürfen nicht nur einer engen Kooperation verschiedener Akteure, sondern auch der *Verschmelzung der getrennten Dienstleistungs- und Produktwelten*. Die strukturelle Trennung ist dabei in der Audiologie besonders stark ausgeprägt, da Hersteller ihre Produkte nicht an den Endnutzer direkt, sondern über professionelle Nutzer (Hörakustiker) vertreiben. Hersteller für Hörsysteme haben somit kaum Erfahrungen in der Dienstleistungsentwicklung sowie der damit einhergehenden Integration von Nutzern in den Innovationsprozess gesammelt und agieren technologieorientiert. Die zunehmende Fokussierung der Hersteller auf Dienstleistungsinnovationen erfordert daher intensive Lernprozesse sowie die Bereitschaft und Fähigkeit zur Öffnung von Innovationsprozessen.

Auf der Grundlage von 22 *semi-strukturierten Interviews mit Endnutzern* (Hörsystemträgern) und *professionellen Nutzern* (Hörakustikern) wurden Marktanforderungen für neue Dienstleistungen bestimmt. Zur Bedarfsanalyse wurden die Interviews entlang eines typischen Dienstleistungsprozesses strukturiert und die Nutzer dabei zu den Barrieren im aktuellen Dienstleistungsprozess sowie zum gegenwärtigen und zukünftigen Bedarf an neuen digitalen Dienstleistungen befragt. Die traditionelle Dienstleistungserbringung findet in der Hörakustik überwiegend in lokalen Fachgeschäften statt und beinhaltet die Erstberatung, Erstanpassung, Feinanpassung und den Regelbetrieb. Dabei nehmen professionelle Nutzer eine dominierende Rolle ein. Den Endnutzern wird in der klassischen Dienstleistungserbringung hingegen nur eine passive Rolle zugesprochen. Abschließend wurden die identifizierten Marktanforderungen in einem zweitägigen Workshop mit weiteren Nutzern und technologisch interessierten Lead Usern diskutiert und spezifiziert.

In einem zweiten Schritt wurden dienstleistungsbezogene Marktentwicklungen der Hersteller durch eine explorative *Patent- und Marktanalyse* identifiziert. Zu diesem Zweck wurden die dienstleistungsbezogenen Patentaktivitäten der größten Hersteller für Hörsysteme, die 98 Prozent Marktanteil weltweit abdecken, erfasst (z. B. im technologischen

Bereich der Fernanpassung von Hörsystemen). Die Patentanalyse basiert auf der Patentdatenbank FamPat (Questel). Der Suchzeitraum wurde von 2008 bis 2018 festgelegt. Nicht jede Marktentwicklung der Hersteller wird bzw. kann durch Patente geschützt werden. Dazu zählen insbesondere technologische Entwicklungen, die aufgrund ihres Software- und Geschäftsmodellcharakters in der EU schwer patentierbar sind (Technizitätserfordernis, Art. 52 (1) EPÜ). Für nicht-patentierbare Software- und Geschäftsmodellentwicklungen wurde die Analyse auf zusätzliche Sekundärdaten, darunter die offiziellen Websites der Hersteller und dienstleistungsbezogene Inhalte, die in Fachzeitschriften aus dem Bereich der Tele-Audiologie seit 2015 veröffentlicht wurden, ausgeweitet.

Die identifizierten Marktanforderungen der Nutzer und Marktentwicklungen der Hersteller wurden zur Gegenüberstellung und Bewertung hinsichtlich ihrer Auswirkung auf zukünftige Dienstleistungsprozesse in vier *Dienstleistungsarten* eingeteilt:

- (1) *Lokale Services* umfassen in erster Linie inkrementelle Dienstleistungsinnovationen, die stark auf der persönlichen Interaktion zwischen professionellen Nutzern und Endnutzern aufbauen. Sie umfassen Dienstleistungsentwicklungen, die geringe Veränderungen auf Markt-, Technologie-, Umwelt- und Unternehmensebene auslösen.
- (2) *Remote Services* umfassen Dienstleistungsinnovationen, die mit Hilfe von Kommunikationstechnologien über entfernte Distanzen erbracht werden, aber weiterhin die direkte Interaktion zwischen professionellen Nutzern und Endnutzern hervorheben.
- (3) *Self Services* befähigen Endnutzer, ohne die Intervention von professionellen Nutzern, Dienstleistungsaktivitäten auszuüben. Sie stellen für Hersteller eine attraktive Möglichkeit zur Vermarktung neuer Dienstleistungen dar, da sie den Endnutzern direkt zur Verfügung gestellt werden können.
- (4) *Automatisierte Services* umfassen Dienstleistungen, die durch innovative technologische Lösungen das Potenzial haben, Dienstleistungen digital und ohne persönliche Interaktion zwischen professionellen Nutzern und Endnutzern automatisiert anzubieten, beispielsweise durch den Einsatz Künstlicher Intelligenz. Sie lösen fundamentale Veränderungen auf Markt-, Technologie-, Umwelt- und Unternehmensebene aus und stellen die Akteure aufgrund ihrer disruptiven Auswirkung auf etablierte Strukturen und Prozesse vor Herausforderungen.

Zur Steigerung der Reliabilität der Ergebnisse wurde die Kategorisierung von zwei Wissenschaftlern inhaltsanalytisch ausgewertet und mit Experten aus dem Bereich der Tele-Audiologie kontinuierlich diskutiert. Final konnten aus den durchgeführten Interviews die *zentralen Herausforderungen* (Gründe eingeschränkter Fähigkeiten, Bereitschaft und Möglichkeiten) der Nutzerintegration abgeleitet werden.

3. Dienstleistungsinnovationen in der Tele-Audiologie

3.1 Identifizierte Marktanforderungen der Nutzer

Abbildung 1 zeigt die identifizierten Marktanforderungen für neue Dienstleistungen in der Tele-Audiologie. Es wurden insgesamt 85 *Bedarfe für neue Dienstleistungen* ermittelt, die zu 15 *verschiedenen Marktanforderungen* zusammengefasst und nach Dienstleistungsarten kategorisiert wurden. Fünf der Marktanforderungen stammen ausschließlich aus der Gruppe der professionellen Nutzer. Im Gegensatz dazu wurden drei Marktanforderungen ausschließlich von Endnutzern genannt. Auf Seiten der professionellen Nutzer wurden in Relation zu den Endnutzern deutlich mehr Marktanforderungen für neue Dienstleistungen artikuliert.

		Professionelle Nutzer						Endnutzer															
		Interviewdauer																					
		1	2	3	4	5	6	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
		59 Min.	49 Min.	42 Min.	42 Min.	42 Min.	30 Min.	28 Min.	42 Min.	49 Min.	35 Min.	36 Min.	45 Min.	38 Min.	41 Min.	47 Min.	23 Min.	34 Min.	34 Min.	36 Min.	45 Min.	37 Min.	25 Min.
Lokale Services	App-basierte Nutzerschulung	2	x				x																
	Digitales Kunden-datenmanagement	2	x		x																		
	Online Terminvereinbarung	10		x	x			x		x	x		x		x	x			x			x	
Remote Services	Online Chat	8	x	x			x	x		x	x		x							x			
	Monitoring der Hörgerätefunktion	4	x								x									x	x		
	Monitoring der Hörumgebung	3	x		x	x																	
	Digital unterstützte Hörberatung	2	x		x																		
Self Services	App-gesteuerte Hörgeräteeinstellung	12	x	x		x			x	x	x		x	x		x					x	x	x
	Interaktives Hörtraining	7	x		x	x	x		x						x					x			
	Sprachsteuerung	2	x				x																
Automatisierte Services	Datenkontrolle und Feedback Funktion	8	x		x			x			x		x			x		x			x		
	Streaming von Multimedia	4									x				x			x		x			
	Automatisierte Szenenklassifikation	9	x	x	x	x		x	x	x	x		x										
	Berücksichtigung der Hörpräferenzen	7							x	x			x			x	x		x				x
	Automatisierte Fernanpassung	5							x	x	x		x		x								

Abbildung 1: Identifizierter Bedarf für neue Dienstleistungen in der Tele-Audiologie

Marktanforderungen für *Lokale Services* (4 Nennungen) wurden ausschließlich von professionellen Nutzern artikuliert. Dazu gehören eine digital unterstützte Hörberatung (2)

und ein erweitertes digitales Kundendatenmanagement (2). Zu den *Remote Services* (27) gehören eine Chatfunktion (8), die besonders von Endnutzern gefordert wird, die aufgrund von Zeitmangel oder mangelnder Mobilität nicht in der Lage sind, lokale Dienste zu nutzen. Eine Online-Terminvereinbarung (10) könne ebenso den Dienstleistungsprozess für jene Nutzergruppen vereinfachen: „*Das ist die Generation, die können um 17.30 einen Termin wahrnehmen, weil sie vorher arbeiten müssen und vorher sitzen sie am Computer, haben aber einfach nur eine kleine Frage.*“ (Professioneller Nutzer 2).

Im Bereich *Self Services* (33 Nennungen) werden von den Endnutzern Anforderungen zur App-gesteuerten Hörsystemeinstellung artikuliert (12): „*Weitere Einstellungsmöglichkeiten wären sehr hilfreich. Ich glaube die Technik ist sehr weit fortgeschritten (...) in fünf Jahren muss es so vernünftig laufen können, dass man mit Sicherheit 50 Prozent der Kontakte zum Akustiker über die Medien abwickeln könnte.*“ (Endnutzer 7). Für professionelle Nutzer ist das Angebot eines interaktiven Hörtrainings (7) eine Möglichkeit, den Anpassungsprozess sinnvoll zu ergänzen und so die begrenzte Möglichkeit zur persönlichen Unterstützung auszugleichen: „*Hörtraining ist ein großes Thema. Nach der Anpassung könnten wir versuchen, einen Kunden einzubeziehen und einen weiteren, völlig neuen Prozess zu beginnen.*“ (Professioneller Nutzer 3).

Für *Automatisierte Services* (21 Nennungen) werden von Endnutzern insbesondere die Berücksichtigung von realen Hörsituationen als Bedarf artikuliert: „*Kann man den Akustiker dazu bringen, ihn in die verschiedenen Hörsituationen mitzunehmen (...)? Es wäre fantastisch, wenn der Akustiker aus der Ferne mein Hörgerät einstellen kann, vom Schreibtisch aus, das wäre genial.*“ (Endnutzer 2). Damit verbunden ist die Anforderung einer Szenenklassifikation (9).

3.2 Identifizierte Marktentwicklungen der Hersteller

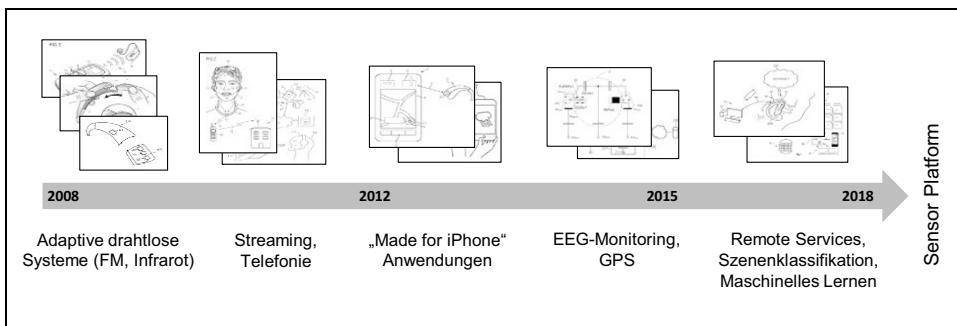


Abbildung 2: Zentrale dienstleistungsbezogene Marktentwicklungen der Hersteller

In den letzten Jahren richtete sich die technologische Entwicklung im Bereich der Tele-Audiologie vermehrt auf die *Schaffung einer Infrastruktur* für digitale und zunehmend KI-

basierte Dienstleistungsangebote. Beginnend mit der Entwicklung erster drahtloser Funktionalitäten im Jahre 2008 führt die Entwicklung zunehmend zu intelligenten, datengestützten Sensorsystemen (Abbildung 2). In der Tele-Audiologie birgt die Fusion sensorischer Daten besonderes Potenzial für den Einsatz der Künstlichen Intelligenz für automatisierte Services im Bereich der Hörsystemanpassung, aber auch darüber hinaus. Durch die Patent- und Marktanalyse konnten eine Vielzahl technologischer Innovationen ermittelt und in 17 zentrale Marktentwicklungen zusammengefasst werden.

Es wurden keine Marktentwicklungen für *lokale Services* identifiziert. Die Marktentwicklungen im Bereich der *Remote Services* (17 Patente) umfassen unter anderem Patente über das Monitoring von Hördaten (6 Patente, z. B. EP3035710) und virtuelle Supportmöglichkeiten wie eine Chatfunktion zwischen Endnutzern und professionellen Nutzern (1 Patent, WO2013020594). Entwicklungen zur App-basierten Nutzerschulung umfassen die Handhabung eines Hörsystems (Phonak Guide App®, Resound Smart App®), Videoanleitungen (Signia Myhearing App®) und auf dem Monitoring von Hördaten basierende Angebote wie die Hearing-Fitness-App von Oticon®. Entwicklungen im Bereich der Fernanpassung werden durch die Hersteller Sivantos® (Signia Telecare®, myhearing App®) und GN Resound® (Resound Smart 3D App®) vorangetrieben.

Self Services (35 Patente) spiegeln sich hauptsächlich in Marktentwicklungen zur mobilen Hörsystemeinstellung (9 Patente, z. B. DE102010014315) wider, wodurch Dienstleistungsaktivitäten zunehmend auf die Endnutzer verlagert werden können. So versuchen die Hersteller kontaktlose Steuerungsmöglichkeiten zu entwickeln, bei denen Sprachbefehle (2 Patente, z. B. US2018061411) oder eine Gestensteuerung über Augen- und Körperbewegungen (4 Patente, z. B. US2014126759) die Möglichkeiten der Endnutzer zur Steuerung der Hörsysteme erweitern. Zu den weiteren Entwicklungen gehören Patente zur Ortung von Hörsystemen oder zum Streaming von Audiosignalen, wie z. B. Durchsagen auf Bahnhöfen, die in das Hörsystem übertragen werden.

Im Bereich der *Automatisierten Services* (25 Patente) dominiert die Szenenklassifikation als KI-basierte technologische Entwicklung (15 Patente, z. B. DE102014207311), bei der die Hörsysteme automatisch zwischen verschiedenen Hörsituationen unterscheiden und die Einstellung daraufhin anpassen können. Die Auswertung der komplexen akustischen Daten ermöglichen neuronale Netzwerke und vergleichbare Techniken, die sich unter dem Überbegriff Künstliche Intelligenz zusammenfassen lassen. Durch die Ansätze des Maschinellen Lernens und den damit verbundenen kontinuierlichen Lern- und Feedbackprozessen kann das Hörsystem trainiert und die Hörgeräteeinstellung dabei weiter optimiert werden. Die Möglichkeit, durch Interaktion der Künstlichen Intelligenz mit dem Nutzer Kontextinformationen zu erheben, steigert den diagnostischen Wert der Daten. Entsprechende Lösungen, die die Ansätze der Künstlichen Intelligenz nutzen, sind bisher noch nicht auf dem Markt eingeführt, werden aber zunehmend entwickelt. Darüber hinaus verfolgt das Patent US2017055090 einen *Big-Data*-Ansatz, bei dem die Hörsystemeinstellung durch Auswertung der Hörleistung aller Nutzer optimiert wird. Ein zukünftiger Trend für datengesteuerte Geschäftsmodelle sind Brain-Computer-Interfaces (BCI), bei denen

die Hirnaktivität für eine EEG-basierte, automatisierte Steuerung analysiert wird (6 Patente, z. B. EP3267698). Hörsysteme als intelligente, datengestützte Sensorsysteme können aber auch zur medizinischen Entscheidungsunterstützung und zur Bestimmung von Frühwarnsignalen durch die Erfassung weiterer Vitalparameter genutzt werden. Der Einsatz von KI-basierten Sensorsystemen zur Prognose und (teil-)autonomen Diagnose von allgemeinen Gesundheitszuständen wird aktuell jedoch vermehrt durch branchenfremde Anbieter vorangetrieben (z. B. US20160287108A1).

3.3 Auswirkungen auf zukünftige Dienstleistungen

Die identifizierten Marktentwicklungen der Hersteller für Hörsysteme haben das Potenzial, die Kompetenzverteilungen zwischen Herstellern, professionellen Nutzern und Endnutzern nachhaltig zu verändern. Im Bereich *Remote Services* konnten das Monitoring von Hördaten und Hörsystemfunktionen sowie die Entwicklung einer Fernanpassung als zentrale Marktentwicklungen der Hersteller identifiziert werden. Die Hersteller können dadurch Informationen sammeln, die zuvor exklusiv den professionellen Nutzern zugänglich waren. Somit können die Hersteller die Einstellung der Hörsysteme auf Grundlage einer breiten Datenbasis verbessern, wodurch die meist aufwendige Erstanpassung der Hörsysteme optimiert werden kann. Zusätzlich ermöglicht der Datenaustausch den Aufbau von langfristigem Wissen über die Anpassungsparameter und das Nutzungsverhalten der Endnutzer. Dadurch werden den Herstellern digitale Dienstleistungen, beispielsweise zur Fernanpassung, ermöglicht und so Dienstleistungskompetenzen auf die Seite der Hersteller verlagert.

Auf dem Weg zur Direktvermarktung von Hörsystemen ist in den Marktentwicklungen der Hersteller auch das *Empowerment* der Endnutzer in den Fokus gerückt. Im Bereich der *Self Services* treiben die Hersteller Entwicklungen voran, durch welche die Endnutzer eine aktivere Rolle in der Dienstleistungserbringung einnehmen. Hierbei kommt es insbesondere in der Phase des Regelbetriebes zu Veränderungen in der Interaktion zwischen professionellen Nutzern und Endnutzern. Durch ein App-basiertes Hörtraining erhalten die Endnutzer die Möglichkeit, ihr Hörempfinden und gleichzeitig den Umgang mit ihren Hörsystemen zu verbessern. Die erweiterten App-basierten Steuerungs- und Einstellungsmöglichkeiten führen dazu, dass Endnutzer ohne die Intervention durch professionelle Nutzer die Funktion ihrer Hörsysteme anpassen und auf Funktionsstörungen eigenständig reagieren können. Da Endnutzer häufig erkrankte und ältere Personen sind, zielen weitere Marktentwicklungen auf die Benutzerfreundlichkeit der Lösungen ab, beispielsweise durch Sprachsteuerung. Die Ausdehnung von *Self-Service*-Technologien verlagert insbesondere solche Aktivitäten auf die Seite der Endnutzer, die wiederholende Routinetätigkeiten im Regelbetrieb darstellen.

Die größten Veränderungen der traditionellen Dienstleistungserbringung werden durch die zunehmende Implementierung von *Automatisierten Services* ausgelöst. Zu den zentralen Marktentwicklungen gehören hierbei die Berücksichtigung der individuellen Hörprä-

ferenzen und die automatisierte Anpassung auf unterschiedliche Hörsituationen. Die bisherige Feinanpassung der Hörsysteme an die subjektiven Präferenzen und individuellen Lebensgewohnheiten der Hörsystemträger kann als Kernkompetenz der professionellen Nutzer gesehen werden. Auch wenn die vorhandenen Marktlösungen (noch) nicht mit traditionellen Anpassungsmethoden konkurrieren können, ist durch die zunehmende Integration und Entwicklung KI-basierter Lösungen mittelfristig mit erheblichen Performancesteigerungen der Tele-Audiologie zu rechnen.

4. Herausforderungen der partizipativen Dienstleistungsentwicklung

Für Hersteller sind fortgeschrittene *Self Services* und *Automatisierte Services* das relevanteste Anwendungsfeld, wenn sie sich entlang des Produkt-Dienstleistungs-Kontinuums zunehmend als Dienstleistungsanbieter etablieren wollen. In diesen Bereichen gehen die Entwicklungen der Hersteller über die Marktanforderungen beider Nutzergruppen hinaus. Das Verständnis über die Herausforderungen der erfolgreichen Nutzerintegration in den frühen Phasen des Innovationsprozesses (*Fuzzy Front End*) ist entscheidend für den Erfolg der partizipativen Dienstleistungsentwicklung (Bosch-Sijtsema/Bosch 2015; Gambardella et al. 2017).

4.1 Gründe eingeschränkter Bereitschaft der Nutzer zur Partizipation

Endnutzer sind meist nur dann bereit an der partizipativen Dienstleistungsentwicklung mitzuwirken, wenn sie ein persönliches Interesse am Thema haben (Baldwin/Hippel 2011). Auf Seiten der Endnutzer kann im Fallbeispiel festgestellt werden, dass die Offenheit und Bereitschaft zur partizipativen Dienstleistungsentwicklung auch von der Unzufriedenheit mit der aktuellen Dienstleistungserbringung beeinflusst wird: „*Ich habe das Gefühl, dass man nachher irgendwann nervt und lästig wird (...). Die Akustikerin sagt dann: Ach, ich weiß gar nicht mehr, was ich mit Ihnen machen soll, ich habe schon alles probiert!*“ (Endnutzer 3). „*Beratung ist so gut wie gar keine. Mit dem Akustiker bin ich weniger zufrieden (...). Geräte reinigen, das mache so oder so ich selbst.*“ (Endnutzer 11).

Auch wenn Endnutzer helfen können, inkrementelle Dienstleistungsinnovationen voranzubringen, ist ihr Beitrag für radikalere Entwicklungen meist gering (Lettl et al. 2006; Abrell et al. 2018). KI-basierte Dienstleistungsinnovationen würden jedoch in besonderem Maße von der Partizipation und dem damit einhergehenden Wissensaustausch profitieren. Die Komplexität KI-basierter Dienstleistungen kann sich so negativ auf die Bereitschaft zur Innovation auswirken (Schultz 2009): „*Grundsätzlich bin ich offen, obwohl ich vor*

dieser Technik auch etwas Angst habe, weil ich nicht so gut damit umgehen kann. Computer, das macht am besten mein Mann.“ (Endnutzer 2). Andererseits wird die Bereitschaft zur Innovation im Kontext des Gesundheitswesens auch durch intrinsische und altruistische Faktoren angetrieben (Engstrom/Elg 2015; De Jong/Flowers 2018): *„Meine Erfahrung könnte anderen ja helfen. Also zum Beispiel durch meinen Hörverlust, wie ich ihn darstellen kann!“* (Endnutzer 3). *„Ich denke, dass der Erfahrungsaustausch gut ist. Ich denke, dass man sich da gegenseitig helfen kann. Davon bin ich überzeugt.“* (Endnutzer 2). Auch De Jong und Flowers (2018) zeigen, dass etwa 50 Prozent der Endnutzer ihre Ideen ohne kommerzielles Interesse teilen. Intrinsische und altruistische Motive können aber im Gegensatz zu den kommerziellen Zielen der Hersteller stehen, wodurch die Bereitschaft zur Partizipation negativ beeinflusst wird.

Die aufgezeigten Marktentwicklungen haben besonders als Dienstleistungsbündel in der Kombination innovativer *Remote-, Self- und Automatisierter Services* große Auswirkungen auf die Kompetenzverteilungen zwischen Herstellern, professionellen Nutzern und Endnutzern. Durch die herstellergetriebene Entwicklung digitaler Dienstleistungen befürchten professionelle Nutzer zunehmend strategische Abhängigkeiten. Das kann ihre Bereitschaft zur Zusammenarbeit verringern, insbesondere wenn digitale Dienstleistungen traditionelle Dienstleistungsaktivitäten substituieren (Huang/Rust 2018; Wright/Schultz 2018): *„Das geht zu weit (...). Ich finde die IT nimmt mittlerweile zu viel ab (...) es darf nicht zu sehr ausgenutzt werden, weil dann würde der Kunde ja gar nicht mehr in den Laden kommen.“* (Professioneller Nutzer 3). So befürchten professionelle Nutzer, dass ihre Relevanz im Dienstleistungsprozess abnehmen könnte: *„Wenn die Grundeinstellung immer besser wird, dann wird unsere Feinanpassung immer überflüssiger (...), dann werden wir leider immer überflüssiger. Wir sägen hier also quasi gerade selber an unserem Stuhl.“* (Professioneller Nutzer 2).

Professionelle Nutzer betonen daher die Relevanz der persönlichen Betreuung, die weiterhin in *Lokalen Services* und interaktiven *Remote Services* zu finden ist: *„Ich glaube ganz einfach, sie werden, sie dürfen, sie können den Faktor Mensch hier einfach nicht rausnehmen (...). Dieser Austausch mit dem Kunden, das ist doch hier das A und O (...). Sie brauchen einfach auch den physischen Kontakt, man muss es einfach so sagen.“* (Professioneller Nutzer 1). *„Ich glaube der persönliche Kontakt ist unumgänglich.“* (Professioneller Nutzer 5). Darüber hinaus bestätigen die Interviewergebnisse verhaltenstheoretische Ansätze, beispielsweise die Threat-Rigidity-These, nach denen Individuen in Zeiten von Bedrohungen an etablierten Strukturen und Denkmustern festhalten (Staw et al. 1981): *„Da sind viele, die haben ihre eingeschränkte Sicht und haben ganz häufig in der Vergangenheit gesagt: Nein, das ist mir alles zu bunt, ich mache mein Ding weiter so wie ich es gelernt habe (...). Ein Akustiker der schon 30 Jahre im Beruf ist (...) erstmal für so etwas zu begeistern, das ist glaube ich eine Herausforderung.“* (Professioneller Nutzer 3).

Im Gesundheitswesen baut sich durch die intensive menschliche und emotionale Interaktion zwischen Endnutzern und professionellen Nutzern in der traditionellen Dienstleistungserbringung oft eine loyale Beziehung auf (Stock et al. 2017). Die zunehmende Verlagerung von Dienstleistungsaktivitäten auf intelligente, datengesteuerte Systeme kann

sich durch mangelndes Vertrauen, die Frage nach der Verantwortung und insbesondere ethische und soziale Fragen auch negativ auf die Bereitschaft der Endnutzer auswirken. So befürchtet eine Reihe von Endnutzern, dass der für sie wichtige Kontakt zum Hörakustiker durch das zunehmende Angebot digitaler Dienstleistungen abnehmen und langfristig verloren gehen könnte: „*Das ist auch eine soziale Sache (...). Ich vertraue dem Akustiker und könnte ansonsten ständig manipuliert werden (...). Mir wäre das zu viel Technik. Ich brauche einfach das Gespräch.*“ (Endnutzer 9). „*Der persönliche Kontakt ist mir wichtig. Der Akustiker (...) weiß um meine ganz persönlichen Bedürfnisse, um die Situationen, in denen ich Schwierigkeiten habe.*“ (Endnutzer 13). „*Er hat das Denken fürs Hören (...). Manchmal ist die Einstellung in seinem PC eigentlich nicht so und dann macht er es aus dem Bauch und (...) das ist dann auch besser.*“ (Endnutzer 14).

4.2 Gründe eingeschränkter Fähigkeiten der Nutzer zur Partizipation

Die Funktion intelligenter, datengesteuerter Systeme ist für beide Nutzergruppen nicht immer nachvollziehbar, wodurch sich das *Blackbox*-Phänomen KI-basierter Dienstleistungen negativ auf die Fähigkeit zur Innovation auswirken kann (Hengstler et al. 2016). Auch wenn einige Nutzer ihre Fähigkeit zur Innovation betonen („*Ich möchte wissen, wie der aktuelle technische Stand ist. Ich bin relativ anspruchsvoll und kann genau sagen was ich brauche.*“ (Endnutzer 8)), zeigen sich überwiegend Limitationen in der Artikulation neuartiger Marktanforderungen: „*Kann ich mir so nichts drunter vorstellen.*“ (Endnutzer 4). „*Mit der Technik und mit dem Computer, das wäre für mich neu (...). Ich kann ja im Grunde an meinen Geräten nicht viel machen.*“ (Endnutzer 2). „*Wenn ich sehe, wie der Hörakustiker die ganzen Frequenzen einstellt, ist die Frage, ob ich mir das zutraue, das selbst einzustellen.*“ (Endnutzer 7). Vielmehr fixieren sich Endnutzer durch ihr Erfahrungswissen funktional auf aktuelle Lösungen und verbessern diese durch inkrementelle Ansätze, anstatt neue, radikale Lösungen zu entwickeln (Lettl et al. 2006).

Die Partizipation an komplexen Innovationsprozessen erfordert intensive Lernprozesse beider Nutzergruppen (Brem et al. 2018; Hamdi-Kidar et al. 2019; Sánchez-Polo et al. 2019). Diese müssen sich kontinuierlich mit neuen technologischen Trends im Gesundheitswesen auseinandersetzen, um zur Entwicklung von Dienstleistungsinnovationen beitragen zu können. Dafür müssen sie ein hinreichendes Maß an Innovativität, Erfahrung, Kontrollüberzeugung und Fähigkeit zum divergenten Denken aufweisen (Schreier/Prügl 2008). Die Innovationsleistung von Nutzern, die diese Voraussetzungen nicht erfüllen, kann sich folglich nur auf das Anwendungswissen aus aktuellen und vergangenen Dienstleistungserfahrungen beschränken: „*Mein Bedenken dabei ist gar nicht mal so sehr Datenschutz als (...) dass die Akkudauer deutlich eingeschränkt wird und das wäre es mir nicht wert.*“ (Endnutzer 16). „*Ich kenne das von Leuten, die so etwas machen, die haben*

nur Probleme damit. Ich finde das so etwas Bescheuertes.“ (Endnutzer 12). Als Konsequenz bleiben die zukünftigen Vorteile radikalerer Dienstleistungsinnovationen von den Nutzern unerkannt.

Im Kontext des Gesundheitswesens sind Endnutzer häufig erkrankte und ältere Personen mit körperlichen oder geistigen Einschränkungen, die nicht fähig sind, sich aktiv an der Dienstleistungsentwicklung zu beteiligen (Grün/Franke 2014). Deswegen stützen die professionellen Nutzer ihre Skepsis gegenüber *Self Services* und *Automatisierten Services* auch auf begrenzte Fähigkeiten der Endnutzer im Umgang mit digitalen Dienstleistungen: *„Der Durchschnittskunde ist immer noch 71 wenn er das erste Mal Hörgeräte bekommt (...) das ist einfach ein Alter wo manche eben nicht mehr so aufnahmefähig sind und noch nicht so in der Technikmaterie drin sind.“* (Professioneller Nutzer 2). *„Da wir ja überwiegend ältere Herrschaften haben glaube ich, dass es dauern wird, bis so etwas eingeführt wird.“* (Professioneller Nutzer 3). *„Da glaube ich, kommen sie bei vielen Kunden schon wieder an Verständnis- und auch an Technologiegrenzen.“* (Professioneller Nutzer 1).

Das bedarfsbezogene Wissen der Endnutzer ist implizit und insbesondere bei Dienstleistungen eng an den Anwendungskontext der Endnutzer geknüpft (Hippel 1994). Selbst wenn Hersteller versuchen, die als *Sticky* bezeichneten Informationen zu erfassen, ist es für die Endnutzer nur schwer möglich, ihr implizites Wissen in konkrete Marktanforderungen zu überführen: *„Ich finde es ist sehr schwierig etwas über das Hören auszusagen. Das Hören zu beschreiben, wie ich höre oder nicht höre, das ist sehr schwierig.“* (Endnutzer 10). *„Schlecht zu sagen, wirklich. Da kann man ja eigentlich nur warten und am nächsten Tag zum Hörakustiker gehen.“* (Endnutzer 1).

Professionelle Nutzer sind tagtäglich mit heterogenen Bedürfnissen der Endnutzer konfrontiert und erfüllen diese (Stock et al. 2017). Durch diese Kompetenzen und ihre Dienstleistungserfahrungen haben professionelle Nutzer das Potenzial, die fehlenden Fähigkeiten von Endnutzern zu ergänzen. Entgegen der täglichen Routine und Struktur in der aktuellen Dienstleistungserbringung ist die Generierung und Implementierung von Dienstleistungsinnovationen für professionelle Nutzer jedoch eine unbekannte und herausfordernde Aufgabe. Auch wenn professionelle Nutzer über technologische Fähigkeiten verfügen, unterscheidet sich die Entwicklung intelligenter, datengesteuerter Systeme radikal von früheren Technologien (Mani/Chouk 2018; Bailey/Barley 2020). Professionelle Nutzer können daher auch die naturgemäße Unsicherheit von Innovationsprojekten fürchten (Engelen et al. 2014): *„Ich bin nun auch schon ein paar Jahre im Beruf aber die Technik geht teilweise so schnell, dass man einfach schon denkt: Oh Gott man kommt einfach nicht hinterher.“* (Professioneller Nutzer 3). Professionelle Nutzer benötigen Flexibilität und Freiheit, um an innovativen Aufgaben arbeiten zu können (Santos-Vijande et al. 2016). Im Gegensatz dazu sind die alltäglichen Aufgaben im Gesundheitswesen repetitive, aber anstrengende Tätigkeiten. Dabei sind professionelle Nutzer mit hohen Arbeitsanforderungen konfrontiert, die von strukturellen Herausforderungen, beispielsweise einer alternden Bevölkerung und einem gleichzeitigen Personalmangel, im Gesundheitswesen begleitet

werden. Innovatives Denken steht dabei im Gegensatz zum Sicherheits- und Routinedenken in der Gesundheitsversorgung, was sich negativ auf die Innovationsfähigkeit auswirken kann (Coelho et al. 2016).

4.3 Gründe eingeschränkter Möglichkeiten der Nutzer zur Partizipation

Die Ergebnisse im Fallbeispiel zeigen, dass die *eingeschränkte Bereitschaft und Fähigkeit zur partizipativen Dienstleistungsentwicklung* der Nutzer die Entwicklung radikalerer und technisch assoziierter Lösungen verhindert. Aktuelle Studien betonen jedoch weiterhin die Bedeutung von nutzergetriebenen Innovationen und stellen heraus, dass Hersteller aus eigenem Interesse gezielt Nutzerbeiträge ignorieren oder verzerrt wahrnehmen (Bradonjic et al. 2019). So zeigt auch die durchgeführte Bedarfsanalyse, dass die Nutzerintegration durch die Hersteller gar nicht oder zu selten umgesetzt wird: „*Das wäre eigentlich schön, wenn (...) man uns einfach die Möglichkeit gibt mehr zu machen und uns daraufhin eben auch schult.*“ (Professioneller Nutzer 2). Die Zusammenarbeit zwischen Herstellern und professionellen Nutzern geht dabei meist nicht über reine Schulungsangebote hinaus: „*Wenn ich einmal im Jahr eine Präsenzschulung habe (...) dann ist ja auch der Tag durchgetaktet (...) da tauscht man sich ja auch nicht wirklich aus. Also das heißt: Austausch passiert eigentlich nur, wenn man den wirklich sucht.*“ (Professioneller Nutzer 1). Anstoß zur Entwicklung gibt auf Seiten der Hersteller oft ausschließlich die als *Manufacturing Active Paradigm* beschriebene Fokussierung auf Technologien (*Technology Push*), bei der insbesondere im Bereich KI-basierter Dienstleistungen durch eigene Forschung & Entwicklung eine vorher noch nicht artikulierte Nachfrage beim Kunden initiiert wird (Di Stefano et al. 2012).

So können *interne Barrieren der Bereitschaft auf Seiten der Hersteller* auftreten, das lösungsbezogene Wissen mit den Nutzern zu teilen (Piller/Antons 2015). Gambardella et al. (2017) argumentieren, dass die Hersteller versuchen, Informationsdefizite zwischen Nutzern und Herstellern aufrechtzuerhalten, weil sie befürchten, Chancen zur Kommerzialisierung von Dienstleistungsinnovationen an Nutzer zu verlieren: „*Der Hersteller lässt uns nicht in seine Karten reinschauen.*“ (Professioneller Nutzer 2). Die mangelnde Einbindung der professionellen Nutzer kann dabei auch zu einem Informationsdefizit führen, das sich auf die Dienstleistungserbringung auswirkt: „*Man verkauft automatisch weniger Technik, weil man selbst damit überrollt wird, was momentan alles Neu kommt.*“ (Professioneller Nutzer 3).

Dabei nehmen professionelle Nutzer durchaus auch veränderte Kundenbedürfnisse der Endnutzer wahr: „*Es gibt Hörgeräte, die lassen sich mit der App verbinden. Die meisten jüngeren Kunden möchten alles was man da machen kann. Aber die Älteren ziehen auch mittlerweile schon nach, es ist nicht nur die jüngere Generation.*“ (Professioneller Nutzer

3). „Ich glaube, dass die Kunden wirklich Bock darauf hätten das allein zuhause zu machen.“ (Professioneller Nutzer 5). „Ein Punkt von den Kunden ist, dass sie genervt sind, so oft kommen zu müssen.“ (Professioneller Nutzer 2). In der Produktentwicklung bieten sich dafür oft Instrumente zur *Customization* an, z. B. durch *digitale Toolkits*, mit denen Nutzer virtuell Modifikationen vornehmen und innovativ tätig werden können (Kankanhalli et al. 2015; Franke 2016). Die Anwendung von *Toolkits* ist im Bereich der Dienstleistungsentwicklung aufgrund der Eigenschaft der Intangibilität aber erschwert, auch wenn einige Endnutzer die Möglichkeit zur Partizipation wünschen: „Es wäre angenehm, da mehr Feedback geben zu können, zum Beispiel durch eine App.“ (Endnutzer 8), „Wissen Sie, das gibt da so eine Neuerung, wollen wir das nicht einmal gemeinsam ausprobieren?“ (Endnutzer 13). Durch die fehlende Einbindung gelingt es vielen Herstellern somit nicht, die Bereitschaft einiger Endnutzer („Da könnte ich dann meine Erfahrung auch selbst weitergeben.“, Endnutzer 5) zur Entwicklung nutzerzentrierter Dienstleistungen auszuschöpfen (Benedettini et al. 2015).

5. Zusammenfassung und Implikationen

Die aufgezeigten Beiträge und Barrieren der Akteure unterscheiden sich im Rahmen der partizipativen Dienstleistungsentwicklung fundamental. Den Endnutzern, professionellen Nutzern und Herstellern kommt dabei eine komplementäre Rolle zu. Die Ergebnisse zeigen, dass sich die *verschiedenen Akteure auf unterschiedliche Innovationsbeiträge fokussieren*, die ihren wahrgenommenen Kompetenzen entsprechen und diese auch zukünftig stärken. Das konzeptionelle Modell (Abbildung 3) zeigt zusammenfassend, in welchen Dienstleistungsarten die drei Akteure als Quelle für neue Dienstleistungen dominieren. Daraus lassen sich unmittelbar Implikationen der gezielten Nutzerintegration für das Management von Dienstleistungsinnovationen im Gesundheitswesen ableiten.

Trotz der identifizierten Barrieren auf Seiten der professionellen Nutzer definieren diese im Durchschnitt mehr Marktanforderungen für neue Dienstleistungen (\bar{X} 5) als Endnutzer (\bar{X} 3,4). Im Hinblick auf den Innovationsgrad der artikulierten Marktanforderungen zeigt sich, dass die professionellen Nutzer den Schwerpunkt auf *Lokale Services* und interaktive *Remote Services* legen. Auch Engen und Magnusson (2018) zeigen, dass professionelle Nutzer in extern vorangetriebenen Innovationsprozessen vielmehr eine unterstützende, beratende Rolle und weniger die Rolle des Innovators einnehmen. Darüber hinaus zeigen Katila et al. (2017), dass professionelle Nutzer im Gesundheitswesen zwar in der Lage sind, eine Vielzahl an Ideen zu generieren, bei der Auswahl der relevantesten Ideen zur Umsetzung im Unternehmen dann jedoch häufig als Opponenten agieren. Trotz der durchschnittlich höheren Anzahl an artikulierten Marktanforderungen mangelt es professionellen Nutzern an der Artikulation von Marktanforderungen für fortgeschrittene *Self Services* und *Automatisierte Services*. Als zentrale Herausforderung in der Integration von professionellen Nutzern konnte dabei die zunehmende strategische Abhängigkeit zu den Herstellern bestimmt werden. Auch van Hootegeem et al. (2019) zeigen durch ihre Befragung

von 394 Beschäftigten, dass die wahrgenommene Arbeitsplatzunsicherheit das Innovationsverhalten der Mitarbeitenden negativ beeinflusst. Hersteller können deswegen Maßnahmen ergreifen, bei denen die zukünftige Rolle der professionellen Nutzer stärker berücksichtigt wird.

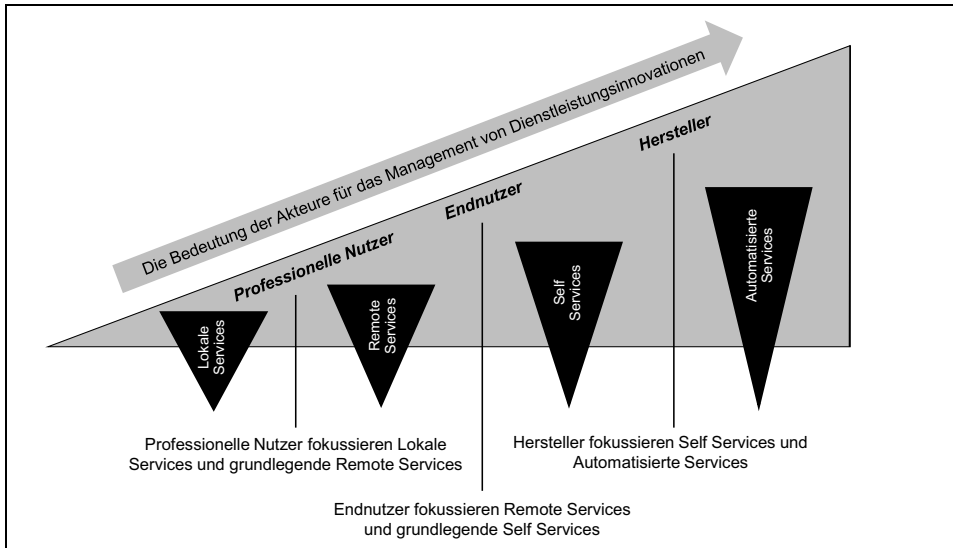


Abbildung 3: Konzeptionelles Modell der Nutzerintegration im Gesundheitswesen

Endnutzer hingegen konzentrieren sich auf fortgeschrittene *Remote Services* und grundlegende *Self Services*. Ihre funktionale Fixierung auf aktuelle Marktlösungen und ihr begrenztes Wissen über zukünftige technologische Möglichkeiten limitieren jedoch die Fähigkeit, Anforderungen für radikalere und technisch assoziierte Lösungen zu artikulieren. Mack und Landau (2018) zeigen hingegen, dass Endnutzer durchaus radikale Innovationsbeiträge leisten. Die Autoren stellen dabei im Rahmen eines Innovationswettbewerbes mit 67 Endnutzern die Bedeutung monetärer Anreize heraus. Sie zeigen jedoch auch auf, dass die technologischen Fähigkeiten von Endnutzern nicht linear mit der Innovativität der Nutzerbeiträge zusammenhängen, sondern vielmehr moderate Fähigkeiten und Kompetenzen zu den innovativsten Nutzerbeiträgen führen. Auch Kristensson und Magnusson (2010) bestätigen mit ihrem Experiment mit 68 potenziellen Nutzern im Bereich der Telekommunikation, dass ein zu hoher Informationsgrad über technologische Grenzen und die generelle Umsetzbarkeit von Ideen die Artikulation radikaler Lösungen einschränken.

In einer aktuellen Studie zeigen Hamdi-Kidar et al. (2019) mit einem Crowdsourcing-Wettbewerb für neue Dienstleistungen jedoch, dass die Innovationsbeiträge von *Lead Usern* im Hinblick auf die wirtschaftlichen Erfolgsaussichten gegenüber den Innovationsbeiträgen durchschnittlicher Endnutzer dominieren können. Damali et al. (2020) betonen

in diesem Zusammenhang, dass nicht nur die Fähigkeiten und das Wissen der Endnutzer, sondern auch externe Faktoren wie das Zusammenspiel der verschiedenen Akteure in der Dienstleistungsentwicklung die Nutzerintegration beeinflussen. Hersteller, die sich ursprünglich auf interne und produktbezogene Innovationsprozesse konzentrierten, sollten deswegen verstärkt Erfahrungen in offenen Innovationsprozessen sammeln und Kompetenzen in der partizipativen Dienstleistungsentwicklung aufbauen, um das Zusammenspiel der verschiedenen Akteure zu ermöglichen und die Potenziale der verschiedenen Nutzergruppen auszuschöpfen (Burton et al. 2017).

Die partizipative Dienstleistungsentwicklung zeichnet sich dabei noch stärker als traditionelle Innovationsprozesse durch eine *hohe Dynamik, Unsicherheit und Agilität* aus. Diese Herausforderungen können dazu führen, dass produktorientierte Hersteller die Zusammenarbeit mit Nutzern scheuen (Gallouj/Weinstein 1997; Benedettini et al. 2015). Dabei unterschätzen Hersteller oft, dass die Fähigkeit zur Aufnahme von bedarfsbezogenem Wissen (*Absorptive Capacity*) einen großen organisatorischen Aufwand und eine offene und partizipative Innovationsform erfordert (Bogers et al. 2010; Gambardella et al. 2017). So zeigen Luetjen et al. (2017), dass Hersteller auf dem Weg zum Lösungsanbieter auch auf kulturelle Barrieren stoßen, eine dienstleistungsorientierte Unternehmenskultur zu etablieren und die Bereitschaft zur Kannibalisierung des produktorientierten Geschäftsmodells zu verankern.

Die Ursachen zu den Barrieren der partizipativen Dienstleistungsentwicklung wurden aufgrund der Datenlage primär aus der Bedarfsanalyse auf Seiten der Nutzer abgeleitet. Die zukünftige empirische Forschung sollte sich daher zusätzlich auf die Ursachenbestimmung auf Seiten der Hersteller fokussieren, um wichtige Implikationen für die erfolgreiche Absorption von bedarfsbezogenem Wissen der Nutzer durch die Hersteller und Bereitstellung von lösungsbezogenem Wissen der Hersteller an die Nutzer zu geben. Weitere *Limitationen* existieren hinsichtlich der Stichprobenauswahl, der Übertragbarkeit der Ergebnisse auf andere Fallbeispiele und der begrenzten Intersubjektivität. Die Qualität der Ergebnisse kann gesteigert werden, indem die durchgeführte Untersuchung in weiteren Anwendungsbereichen wiederholt wird, um die Ergebnisse der Fallstudie in ein allgemeingültiges Modell zu übertragen.

Förderhinweis

Dieses Forschungs- und Entwicklungsprojekt wurde mit Mitteln des Bundesministeriums für Bildung und Forschung (BMBF) im Programm „Innovationen für die Produktion, Dienstleistung und Arbeit von morgen“ (Förderkennzeichen 02K16C200) gefördert und vom Projektträger Karlsruhe (PTKA) betreut. Bei der Vorbereitung und Durchführung der Interviews unterstützten uns maßgeblich die Hörzentrum Oldenburg GmbH (Oldenburg, Deutschland) und KIND Hörgeräte GmbH & Co KG (Großburgwedel, Deutschland). Die Verantwortung für den Inhalt dieser Veröffentlichung liegt bei den Autoren.

Literaturverzeichnis

- Abrell, T./Benker, A./Pihlajamaa, M. (2018): User Knowledge Utilization in Innovation of Complex Products and Systems – An Absorptive Capacity Perspective, in: *Creativity and Innovation Management*, Vol. 27, No. 2, S. 169-182.
- Alghisi, A./Saccani, N. (2015): Internal and External Alignment in the Servitization Journey – Overcoming the Challenges, in: *Production Planning & Control*, Vol. 26, No. 14-15, S. 1219-1232.
- Ardolino, M./Saccani, N./Gaiardelli, P./Rapaccini, M. (2016): Exploring the Key Enabling Role of Digital Technologies for PSS Offerings, in: *Procedia CIRP*, Vol. 47, No. 9, S. 561-566.
- Bailey, D.E./Barley, S.R. (2020): Beyond Design and Use – How Scholars Should Study Intelligent Technologies, in: *Information and Organization*, Vol. 30, No. 2, S. 100-286.
- Baines, T./Lightfoot, H./Smart, P./Fletcher, S. (2013): Servitization of Manufacture – Exploring the Deployment and Skills of People Critical to the Delivery of Advanced Services, in: *Journal of Manufacturing Technology Management*, Vol. 24, No. 4, S. 637-646.
- Baldwin, C./Hippel, E. von (2011): Modeling a Paradigm Shift – From Producer Innovation to User and Open Collaborative Innovation, in: *Organization Science*, Vol. 22, No. 6, S. 1399-1417.
- Benedettini, O./Swink, M./Neely, A. (2015): Why Do Servitized Firms Fail? – A Risk-Based Explanation, in: *International Journal of Operations & Production Management*, Vol. 35, No. 6, S. 946-979.
- Bogers, M./Afuah, A./Bastian, B. (2010): Users as Innovators – A Review, Critique, and Future Research Directions, in: *Journal of Management*, Vol. 36, No. 4, S. 857-875.
- Bosch-Sijtsema, P./Bosch, J. (2015): User Involvement throughout the Innovation Process in High-Tech Industries, in: *Journal of Product Innovation Management*, Vol. 32, No. 5, S. 793-807.
- Bradonjic, P./Franke, N./Luethje, C. (2019): Decision-makers' Underestimation of User Innovation, in: *Research Policy*, Vol. 48, No. 6, S. 1354-1361.
- Brem, A./Bilgram, V./Gutstein, A. (2018): Involving Lead Users in Innovation – A Structured Summary of Research on the Lead User Method, in: *International Journal of Innovation and Technology Management*, Vol. 15, No. 3, S. 1-27.
- Burton, J./Story, V.M./Raddats, C./Zolkiewski, J. (2017): Overcoming the Challenges that Hinder New Service Development by Manufacturers with Diverse Services Strategies, in: *International Journal of Production Economics*, Vol. 192, No. 1, S. 29-39.

- Chesbrough, H./Bogers, M. (2014): Explicating Open Innovation – Clarifying an Emerging Paradigm for Understanding Innovation, in: Chesbrough, H./Vanhaverbeke, W./West, J. (Hrsg.): *New Frontiers in Open Innovation*, Oxford, S. 3-28.
- Choi, B.J./Kim, H.S. (2013): The Impact of Outcome Quality, Interaction Quality, and Peer-to-Peer Quality on Customer Satisfaction with a Hospital Service, in: *Managing Service Quality*, Vol. 23, No. 3, S. 188-204.
- Coelho, F.J./Lages, C.R./Sousa, C.M.P. (2016): Personality and the Creativity of Frontline Service Employees – Linear and Curvilinear Effects, in: *International Journal of Human Resource Management*, Vol. 29, No. 17, S. 2580-2607.
- Damali, U./Secchi, E./Tax, S.S./McCutcheon, D. (2020): Customer Participation Risk Management – Conceptual Model and Managerial Assessment Tool, in: *Journal of Service Management*, im Druck.
- De Jong, J.P.J. de/Flowers, S. (2018): Free In, Free Out? Outbound Transfer of User Innovations in Small UK Firms, in: *Industrial Marketing Management*, Vol. 73, No. 1, S. 21-30.
- De Jong, J.P.J. de/Gillert, N.L./Stock, R.M. (2018): First Adoption of Consumer Innovations – Exploring Market Failure and Alleviating Factors, in: *Research Policy*, Vol. 47, No. 2, S. 487-497.
- Di Stefano, G./Gambardella, A./Verona, G. (2012): Technology Push and Demand Pull Perspectives in Innovation Studies – Current Findings and Future Research Directions, in: *Research Policy*, Vol. 41, No. 8, S. 1283-1295.
- Edvardsson, B./Kristensson, P./Magnusson, P./Sundstrom, E. (2012): Customer Integration within Service Development – A Review of Methods and an Analysis of Insitu and Exsitu Contributions, in: *Technovation*, Vol. 32, No. 7-8, S. 419-429.
- Engelen, A./Schmidt, S./Strenger, L./Brettel, M. (2014): Top Management's Transformational Leader Behaviors and Innovation Orientation – A Cross-Cultural Perspective in Eight Countries, in: *Journal of International Management*, Vol. 20, No. 2, S. 124-136.
- Engen, M./Magnusson, P. (2015): Exploring the Role of Front-line Employees as Innovators, in: *The Service Industries Journal*, Vol. 35, No. 6, S. 303-324.
- Engen, M./Magnusson, P. (2018): Casting for Service Innovation – The Roles of Frontline Employees, in: *Creativity and Innovation Management*, Vol. 27, No. 3, S. 255-269.
- Engstrom, J./Elg, M. (2015): A Self-determination Theory Perspective on Customer Participation in Service Development, in: *Journal of Services Marketing*, Vol. 29, No. 6-7, S. 511-521.
- Franke, N. (2016): The Value of Toolkits for User Innovation and Design, in: Harhoff, D./Lakhani, K.R. (Hrsg.): *Revolutionizing Innovation – Users, Communities, and Open Innovation*, Cambridge, S. 511-536.
- Gablenz, P. von/Holube, I. (2015): Prävalenz von Schwerhörigkeit im Nordwesten Deutschlands, in: *HNO*, Vol. 63, No. 3, S. 195-214.

- Gallouj, F./Weinstein, O. (1997): Innovation in Services, in: *Research Policy*, Vol. 26, No. 4-5, S. 537-556.
- Gambardella, A./Raasch, C./Hippel, E. von (2017): The User Innovation Paradigm – Impacts on Markets and Welfare, in: *Management Science*, Vol. 63, No. 5, S. 1450-1468.
- Gioia, D.A./Corley, K.G./Hamilton, A.L. (2013): Seeking Qualitative Rigor in Inductive Research, in: *Organizational Research Methods*, Vol. 16, No. 1, S. 15-31.
- Grün, O./Franke, N. (2014): Zur Prämisse des aktiven Nutzers im Innovationsprozess, in: Schultz, C./Hölzle, K. (Hrsg.): *Motoren der Innovation – Zukunftsperspektiven der Innovationsforschung*, Wiesbaden, S. 311-329.
- Hamdi-Kidar, L./Keinz, P./Le Nagard, E./Vernette, E. (2019): Comparing Lead Users to Emergent-Nature Consumers as Sources of Innovation at Early Stages of New Product Development, in: *Journal of Product Innovation Management*, Vol. 36, No. 5, S. 616-631.
- Hengstler, M./Enkel, E./Duelli, S. (2016): Applied Artificial Intelligence and Trust – The Case of Autonomous Vehicles and Medical Assistance Devices, in: *Technological Forecasting and Social Change*, Vol. 105, No. 1, S. 105-120.
- Hippel, E. von (1994): “Sticky Information” and the Locus of Problem Solving – Implications for Innovation, in: *Management Science*, Vol. 40, No. 4, S. 429-439.
- Huang, M.-H./Rust, R.T. (2018): Artificial Intelligence in Service, in: *Journal of Service Research*, Vol. 21, No. 2, S. 1-18.
- Kankanhalli, A./Ye, H./Teo, H.H. (2015): Comparing Potential and Actual Innovators – An Empirical Study of Mobile Data Services Innovation, in: *MIS Quarterly*, Vol. 39, No. 3, S. 667-682.
- Katila, R./Thatchenkery, S./Christensen, M.Q./Zenios, S. (2017): Is There a Doctor in the House? – Expert Product Users, Organizational Roles, and Innovation, in: *Academy of Management Journal*, Vol. 60, No. 6, S. 2415-2437.
- Kristensson, P./Magnusson, P.R. (2010): Tuning Users’ Innovativeness During Ideation, in: *Creativity and Innovation Management*, Vol. 19, No. 2, S. 147-159.
- Kroh, J./Luetjen, H./Globocnik, D./Schultz, C. (2018): Use and Efficacy of Information Technology in Innovation Processes – The Specific Role of Servitization, in: *Journal of Product Innovation Management*, Vol. 35, No. 5, S. 720-741.
- Lettl, C./Herstatt, C./Gemuenden, H.G. (2006): Users' Contributions to Radical Innovation – Evidence from Four Cases in the Field of Medical Equipment Technology, in: *R&D Management*, Vol. 36, No. 3, S. 251-272.
- Luetjen, H./Schultz, C./Tietze, F./Urmeter, F. (2019): Managing Ecosystems for Service Innovation – A Dynamic Capability View, in: *Journal of Business Research*, Vol. 104, No. 11, S. 506-519.

- Luetjen, H./Tietze, F./Schultz, C. (2017): Service Transitions of Product-Centric Firms – An Explorative Study of Service Transition Stages and Barriers in Germany's Energy Market, in: *International Journal of Production Economics*, Vol. 192, No. 1, S. 106-119.
- Mack, T./Landau, C. (2018): Submission Quality in Open Innovation Contests – An Analysis of Individual-Level Determinants of Idea Innovativeness, in: *R&D Management*, Vol. 50, No. 1, S. 47-62.
- Mani, Z./Chouk, I. (2018): Consumer Resistance to Innovation in Services – Challenges and Barriers in the Internet of Things Era, in: *Journal of Product Innovation Management*, Vol. 35, No. 5, S. 780-807.
- Oliveira, P./Hippel, E. von (2011): Users as Service Innovators – The Case of Banking Services, in: *Research Policy*, Vol. 40, No. 6, S. 806-818.
- Ordanini, A./Parasuraman, A. (2010): Service Innovation Viewed Through a Service-Dominant Logic Lens – A Conceptual Framework and Empirical Analysis, in: *Journal of Service Research*, Vol. 14, No. 1, S. 3-23.
- Piller, F./Antons, D. (2015): Opening the Black Box of “Not Invented Here” – Attitudes, Decision Biases, and Behavioral Consequences, in: *Academy of Management Perspectives*, Vol. 29, No. 2, S. 193-217.
- Sánchez-Polo, M.T./Cegarra-Navarro, J.-G./Cillo, V./Wensley, A. (2019): Overcoming Knowledge Barriers to Health Care through Continuous Learning, in: *Journal of Knowledge Management*, Vol. 23, No. 3, S. 508-526.
- Santos-Vijande, M./Lopez-Sanchez, J.A./Rudd, J. (2016): Frontline Employees' Collaboration in Industrial Service Innovation – Routes of Co-Creation's Effects on New Service Performance, in: *Journal of the Academy of Marketing Science*, Vol. 44, No. 3, S. 350-375.
- Schreier, M./Prügl, R. (2008): Extending Lead-User Theory – Antecedents and Consequences of Consumers' Lead Userness, in: *Journal of Product Innovation Management*, Vol. 25, No. 4, S. 331-346.
- Schultz, C. (2009): Collaboration with Users of Innovative Healthcare Services – The Role of Service Familiarity, in: *International Journal of Services Technology and Management*, Vol. 12, No. 3, S. 338-355.
- Schultz, C./Tietze, F. (2014): Produkt-Service-Systeme als Gegenstand der betriebswirtschaftlichen Innovationsforschung, in: Schultz, C./Hölzle, K. (Hrsg.): *Motoren der Innovation – Zukunftsperspektiven der Innovationsforschung*, Wiesbaden, S. 57-79.
- Skålén, P./Gummerus, J./Khoskull, C./Magnusson, P. (2015): Value Propositions and Service Innovation – A Service-Dominant Logic Study, in: *Journal of the Academy of Marketing Science*, Vol. 43, S. 137-158.
- Staw, B.M./Sandelands, L.E./Dutton, J.E. (1981): Threat-Rigidity Effects in Organizational Behavior – A Multilevel Analysis, in: *Administrative Science Quarterly*, Vol. 26, No. 4, S. 501-524.

- Stock, R.M./Jong, A.D./Zacharias, N.A. (2017): Frontline Employees' Innovative Service Behavior as Key to Customer Loyalty – Insights into FLEs' Resource Gain Spiral, in: *Journal of Product Innovation Management*, Vol. 34, No. 2, S. 223-245.
- Van Hootegem, A./Niesen, W./de Witte, H. ~~de~~ (2019): Does Job Insecurity Hinder Innovative Work Behaviour? A Threat Rigidity Perspective, in: *Creativity and Innovation Management*, Vol. 28, No. 1, S. 19-29.
- Vendrell-Herrero, F./Bustinza, O.F./Parry, G./Georgantzis, N. (2017): Servitization, Digitization and Supply Chain Interdependency, in: *Industrial Marketing Management*, Vol. 60, No. 1, S. 69-81.
- West, J./Bogers, M. (2014): Leveraging External Sources of Innovation – A Review of Research on Open Innovation, in: *Journal of Product Innovation Management*, Vol. 31, No. 4, S. 814-831.
- Wright, S.A./Schultz, A.E. (2018): The Rising Tide of Artificial Intelligence and Business Automation – Developing an Ethical Framework, in: *Business Horizons*, Vol. 61, No. 6, S. 823-832.
- Xing, K./Rapaccini, M./Visintin, F. (2017): PSS in Healthcare – An Under-Explored Field, in: *Procedia CIRP*, Vol. 64, No. 1, S. 241-246.



Christopher Pütz, Sebastian Düppre, Stefan Roth und Werner Weiss

Akzeptanz und Nutzung von Chat-/Voicebots

1. Einleitung
2. Chat-/Voicebots
3. Akzeptanz von Technologien
4. Akzeptanz von Chat-/Voicebots
 - 4.1 Individuelle Unterschiede
 - 4.2 Systemcharakteristika
 - 4.3 Sozialer Einfluss
 - 4.4 Erleichternde Bedingungen
 - 4.5 Perspektive der Praxis
5. Fazit und Ausblick

Literaturverzeichnis

Christopher Pütz, M.Sc., und *Sebastian Düppre*, M.Sc., sind wissenschaftliche Mitarbeiter am Lehrstuhl für Marketing an der Technischen Universität Kaiserslautern. Prof. Dr. *Stefan Roth* ist Inhaber dieses Lehrstuhls. Dipl.-Wirtsch.-Ing. *Werner Weiss* ist geschäftsführender Gesellschafter von Insiders Technologies in Kaiserslautern.

1. Einleitung

Konsumenten erwarten von Unternehmen, dass diese jederzeit erreichbar sind und die Anfragen ihrer Kunden unverzüglich und zufriedenstellend bearbeiten. Gelingt es Unternehmen, diese Anforderungen der Kunden zu erfüllen, können sie substanzielle Wettbewerbsvorteile erreichen. Gleichzeitig sind die gestiegenen Erwartungen der Konsumenten an die Unternehmen aber auch eine Herausforderung für deren Mitarbeiter. Immer mehr Unternehmen automatisieren daher ihre Prozesse, um die eigenen Mitarbeiter zu entlasten, Ressourcen zu sparen und den Ansprüchen der Kunden gerecht zu werden. Insbesondere die Fortschritte in den Bereichen der *Künstlichen Intelligenz* ermöglichen diese Automatisierung. So setzen Unternehmen vermehrt *Chat- und Voicebots* ein, die in den letzten Jahren an Qualität und Bedeutung gewonnen haben (Gentsch 2019). Auch in den nächsten Jahren soll der weltweite Chatbot-Markt weiter wachsen und bis zum Jahr 2025 1,25 Mrd. USD erreichen (Grand View Research 2017).

Chat-/Voicebots können als „die Stimme“ der Künstlichen Intelligenz verstanden werden (Jänisch 2019). Sie ermöglichen die nutzerseitige Kommunikation mit auf Künstlicher Intelligenz basierenden Computerprogrammen, ohne dass der Nutzer über Kenntnisse in der jeweiligen Programmiersprache verfügen muss. Stattdessen können Nutzer ihre Anfragen in natürlicher Sprache formulieren. Unternehmen können diese mit Chat-/Voicebots ausgestattete Künstliche Intelligenz sowohl zur Automatisierung ihrer Kommunikation mit den Kunden, als auch zur internen Automatisierung ihrer Prozesse einsetzen. Bereits heute sind Chat-/Voicebots vielseitig einsetzbar und zukünftig sind noch weitere Anwendungsfelder zu erwarten (Miller 2016). So verfügen viele Online-Händler über Chat-/Voicebots, die Fragen zum Bestellstatus, dem Lagerbestand oder zu Reklamationen selbstständig beantworten können. Die Kunden sind damit nicht mehr an die Öffnungszeiten des Handels und damit die Verfügbarkeit der Mitarbeiter gebunden, sondern können unabhängig davon ihre Fragen und Wünsche an den Händler richten, die dann von der Künstlichen Intelligenz bearbeitet werden. Darüber hinaus werden Chat-/Voicebots zunehmend unternehmensintern eingesetzt. Um das Personal zu entlasten, werden Chat-/Voicebots dazu genutzt, wiederkehrende Prozesse im Unternehmen weitgehend autonom bearbeiten zu lassen. So können beispielsweise Krankmeldungen oder Urlaubsanträge mit Hilfe eines Chat-/Voicebots vollständig automatisiert eingereicht werden.

Der Erfolg einer Informationstechnologie ist hauptsächlich durch die Art und das Ausmaß ihrer Akzeptanz bedingt (Milchrahm 2002). Damit Unternehmen von den Potenzialen der Künstlichen Intelligenz und Chat-/Voicebots profitieren können, ist es somit notwendig, dass die Zielgruppe die eingesetzten Chat-/Voicebots akzeptiert und auch nutzt. Andernfalls besteht das Risiko, dass die Nutzung umgangen wird und Mitarbeiter des Unternehmens zur Bearbeitung der Anfrage unerwünscht in Anspruch genommen werden.

Nach Davis (1989) müssen Technologien einerseits nützlich und andererseits einfach bedienbar sein, damit Individuen diese akzeptieren und nutzen. Unternehmen müssen sich demnach die Fragen stellen, wo Chat-/Voicebots sinnvoll eingesetzt werden können und wie diese konzipiert und gestaltet werden müssen, damit sie von den Anwendern als nützlich und einfach bedienbar empfunden werden. Allerdings steht die Forschung zur Akzeptanz und Nutzung von Chat-/Voicebots derzeit noch am Anfang.

Aus diesen Gründen beschäftigt sich dieser Beitrag mit der Akzeptanz von Technologien im Allgemeinen und mit der Akzeptanz von Chat-/Voicebots im Speziellen. Dazu werden im zweiten Abschnitt zunächst einige Grundlagen zu Chat-/Voicebots vorgestellt. Im dritten Abschnitt wird dann die Akzeptanz von Technologien anhand des Technologieakzeptanzmodells und dessen Erweiterungen dargelegt. Anschließend wird im vierten Abschnitt darauf eingegangen, welche Einflussfaktoren der Akzeptanz im Kontext von Chat-/Voicebots eine Rolle spielen. Als Ergebnis einer Literaturanalyse wird dazu auf die individuellen Unterschiede der Nutzer, die Systemcharakteristika, den sozialen Einfluss und erleichternde Bedingungen eingegangen. Darüber hinaus werden einige weitere Einflussfaktoren aus der Perspektive der Praxis ergänzt. Der Beitrag schließt im fünften Abschnitt mit einem Fazit und einem Ausblick.

2. Chat-/Voicebots

Der Begriff Chat-/Voicebot setzt sich aus den beiden englischen Wörtern „Chat“ (unterhalten, plaudern) bzw. „Voice“ (Stimme) und „Bot“ (Kurzform für „Robot“) zusammen. Chat-/Voicebots sind Technologiesysteme, die fähig sind, mit einem menschlichen Nutzer eine Konversation zu führen („Chat“) und dabei Aufgaben autonom zu erledigen („Bot“). Die übernommenen Aufgaben können vom Nutzer selbst stammen oder von einer anderen Person, die der Nutzer andernfalls um Hilfe bitten würde. So können Chat-/Voicebots beispielsweise Bestellungen oder Rechenaufgaben für den Nutzer erledigen, oder aber auch Fragestellungen von Kunden beantworten, ohne dass ein Mitarbeitender des Kundendienstes die Anfrage bearbeiten muss. Kennzeichnend ist, dass das System mittels natürlicher Sprache angesteuert wird und die Antwort des Systems ebenfalls in natürlicher Sprache ausfällt (Stucki et al. 2018). Diese Interaktion kann abhängig von der Art des Chat-/Voicebots in gesprochener (Voicebot) oder textbasierter (Chatbot) Form erfolgen. Für Chat-/Voicebots werden verbreitet auch alternative Begriffe, wie „Sprachassistenten“, „Bots“, „Talkbots“, „Virtual Assistants“, „Virtual Agents“, „Chatter Bots“, „Artificial Conversational Entity“ oder „Conversational Agents“ in synonyme oder ähnlicher Weise verwendet. Dennoch lassen sich Unterschiede zwischen den Begriffen feststellen (Bala et al. 2017; Van Eeuwen 2017; Kidd 2019). Beispielsweise kann nach dem vorliegenden Funktionsumfang zwischen Chat-/Voicebots und Virtual Assistants differenziert werden. Demnach verfügen Virtual Assistants generell über einen größeren Funktionsumfang als Chat-/Voicebots, die nach dieser Auffassung oftmals nur zur Informationsgewinnung genutzt werden (Joshi 2018; Kidd 2019).

Funktionsweise von Chat-/Voicebots

Chat-/Voicebots basieren meist auf einer Künstlichen Intelligenz, die für mehr oder weniger spezifische Anwendungsfelder entwickelt wird, um wiederholt anfallende Aufgaben zu bearbeiten. Die Künstliche Intelligenz kann dabei einerseits auf eine breite *Daten- und Wissensbasis* zugreifen. Andererseits ist sie mit einer natürlichen *Sprachverarbeitung und Sprachausgabe* ausgestattet. Diese ermöglicht es den Nutzern, ohne Kenntnisse einer Programmiersprache mit der Künstlichen Intelligenz zu kommunizieren (Geeb 2007; Bala et al. 2017; Adam et al. 2020). Chat-/Voicebots stellen somit eine intuitive und leicht zu bedienende sowie sprachbasierte Mensch-Computer-Schnittstelle dar (Meyer von Wolff et al. 2019). Im konkreten Anwendungsfall wird das Gesagte oder Geschriebene des Nutzers zunächst mit Hilfe der natürlichen Sprachverarbeitung in die Sprache der Künstlichen Intelligenz übersetzt. Die Künstliche Intelligenz interpretiert und verarbeitet dann die Anfrage des Nutzers und greift dabei auf die Datenbank zurück, sofern dies erforderlich ist. Das Ergebnis wird dann wieder in die Sprache des Nutzers übersetzt und an diesen ausgegeben. Je nach Anwendungsfeld des Chat-/Voicebots kann die Künstliche Intelligenz verschiedenste Anfragen verarbeiten. Zusammengefasst ist ein Chat-/Voicebot ein auf Künstlicher Intelligenz basierendes Technologiesystem, das über eine Kommunikationsschnittstelle verfügt, die eine Interaktion in natürlicher Sprache, in Form eines Dialogs, zwischen dem Nutzer und dem System ermöglicht und Aufgaben selbstständig ausführen kann (Dale 2016; Völkle/Planing 2019).

Bereits in den 1960er Jahren wurden erste Chat-/Voicebots entwickelt. Das von Weizenbaum (1966) entworfene Programm ELIZA ermöglichte die Konversation zwischen Menschen und Computern in einer natürlichen Sprache. Die ersten Chat-/Voicebots wirkten jedoch zu mechanisch und unnatürlich oder lieferten unzureichende Ergebnisse, wodurch nutzerseitig kaum Akzeptanz der Systeme entstand (Stucki et al. 2018). Die Systeme waren anfangs nur in der Lage, wiederkehrende Fragen zu beantworten, die einfachen Regeln folgten. So konnten Chat-/Voicebots beispielsweise die Frage nach der aktuellen Wetterlage beantworten.

Erst durch den Fortschritt der letzten Jahre in den Bereichen der Künstlichen Intelligenz und des Maschinellen Lernens können Chat-/Voicebots heutzutage anspruchsvollere Aufgaben übernehmen und komplexere Fragen beantworten (Wilde 2018; Gentsch 2019). So können Chat-/Voicebots, die mit Hilfe von Künstlicher Intelligenz und Maschinellen Lernen entwickelt wurden, beispielsweise auf verschiedene Schlüsselwörter auf die gleiche Anfrage unterschiedlich reagieren, indem sie die jeweiligen Nutzerdaten berücksichtigen. Sie haben die Fähigkeit zu lernen und können die Antworten an unterschiedliche Situationen anpassen (Pise 2018). Chat-/Voicebots sind durch diese ständige Anpassung und Optimierung des Antwortverhaltens in der Lage, immer besser und treffender auf die Fragen der Nutzer zu antworten (Luber/Litzel 2018). Durch die Anpassungsfähigkeit und Lernfähigkeit sind Chat-/Voicebots darauf ausgelegt, mit Kontextinformationen umzugehen oder Benutzerpräferenzen in zukünftigen Dialogen zu berücksichtigen (Meyer von Wolff et al. 2019).

Neben der Beantwortung von Fragen sind Chat-/Voicebots auch in der Lage, Aufgaben zu erledigen und die dafür notwendigen Prozesse durchzuführen (Stucki et al. 2018). Chat-/Voicebots dienen dabei einer Reihe von Zwecken. So können sie im Kundenservice oder zur Informationsgewinnung eingesetzt werden, sozialen oder emotionalen Support bieten oder als Partner in einer Unterhaltung genutzt werden (Brandtzaeg/Følstad 2017). Chat-/Voicebots können dabei reaktiv sowie proaktiv Aktionen auf Grundlage von Benutzereingaben oder Änderungen in der Umgebung autonom durchführen (Meyer von Wolff et al. 2019). Möchte ein Kunde etwa eine Bestellung stornieren, so kann ihm der Chat-/Voicebot nicht nur eine Antwort liefern, wie er diese Stornierung durchzuführen hat, sondern auch die notwendigen Schritte eigenständig einleiten. Aktuell verbreitete Voicebots wie Alexa (Amazon), Siri (Apple) oder Google Assistant (Google) werden in privaten Haushalten beispielsweise zum Abspielen von Musik, dem Einschalten des Lichts oder dem Vorlesen von Gutenachtgeschichten aufgefordert. Dabei haben sich Chat-/Voicebots teilweise zu intelligenten persönlichen Assistenten weiterentwickelt (Luber/Litzel 2018). Googles virtueller Assistent Duplex (Golem 2018) ist sogar dazu in der Lage, zwar noch nicht in der praktischen Anwendung, aber in der experimentellen Erprobung, nach Aufforderung eigenständig Termine zu vereinbaren. Möchte der Nutzer beispielsweise einen Termin beim Friseur, so muss er vorab nur einen Zeitraum und den gewünschten Friseur formulieren. Duplex ruft dann eigenständig den Friseur an, tritt mit diesem in einen Dialog und vereinbart den Termin für den Nutzer. Diese immer größer werdenden Anwendungsfelder von Chat-/Voicebots führen dazu, dass sich auch die Einstellung der Nutzer gegenüber Chat-/Voicebots ändert (Stucki et al. 2018).

Chat-/Voicebots gewinnen aber nicht nur im privaten Umfeld und an der Schnittstelle zwischen Unternehmen und Kunden an Bedeutung. Auch innerhalb von Unternehmen werden Chat-/Voicebots zunehmend eingesetzt, um die eigenen Mitarbeiter zu entlasten und Prozesse zu beschleunigen. So können wiederkehrende Fragestellungen und Tätigkeiten, wie die Einreichung von Krankmeldungen oder Beantragung von Urlaubstagen, durch Chat-/Voicebots übernommen werden. Chat-/Voicebots können von Unternehmen auch zum Recruiting eingesetzt werden, um beispielsweise Interessenten relevante Stellen vorzuschlagen, Bewerbern auf Fragen zu antworten und erforderliche Dokumente anzufordern. Auch das Anschreiben und ein textbasierter Erstkontakt mit potenziellen Bewerbern kann durch einen Chat-/Voicebot übernommen werden (Dudler 2020).

In der aktuellen Entwicklung werden Chat-/Voicebots zunehmend darauf ausgelegt, eine reale Kommunikation zwischen Personen nachzuahmen (Bala et al. 2017). Durch den Einsatz Künstlicher Intelligenz werden die Sprache und Sprachausgabe von Chat-/Voicebots immer natürlicher umgesetzt. Dabei können vielfältige Besonderheiten in Aussprache und Betonung berücksichtigt werden, und es wirkt in vielen Fällen, als würde man mit einem echten Menschen kommunizieren (Luber/Litzel 2018). Chat-/Voicebots sind in der Lage, menschliche Emotionen zu erkennen und diese auch ihrerseits auszudrücken und zu transportieren. Zuschauer von Googles Entwicklerkonferenz konnten beispielsweise den dort vorgestellten Voicebot Duplex nicht von einem realen Menschen unterscheiden (Golem 2018).

Potenziale von Chat-/Voicebots

Die Nutzung von Chat-/Voicebots hat für Unternehmen großes Potenzial. Chat-/Voicebots sind 24 Stunden am Tag und 365 Tage im Jahr verfügbar. Sie können somit jederzeit und sofort auf Anfragen reagieren, also ohne Wartezeit beim Nutzer. Da Chat-/Voicebots meist an große Datenbanken angeschlossen sind, können sie auf diese in Echtzeit zugreifen und somit viele Anfragen deutlich schneller bearbeiten als reale Mitarbeiter (Jänisch 2019). Mitarbeiter müssen erst dann aktiv in den Prozess eingreifen, wenn der Chat-/Voicebot an seine Grenzen stößt. Dies ist meist dann der Fall, wenn er die Eingaben des Nutzers nicht richtig zu interpretieren weiß. Durch Fortschritte in der Verarbeitung natürlicher Sprache und den Einsatz selbstlernender Algorithmen und Künstlicher Intelligenz werden Chat-/Voicebots mit jeder Nutzung besser und sind in der Lage, aus den gemachten Fehlern zu lernen (Drift 2020). Fragen oder Aufgaben, die in der Vergangenheit falsch beantwortet oder verarbeitet wurden, werden von Chat-/Voicebots in Zukunft zuverlässiger bearbeitet. Dieser Optimierungsprozess verläuft umso schneller, je mehr Anfragen der Chat-/Voicebot zu bearbeiten hat und je größer demnach die verfügbare Datenbasis ist. Mit steigender Nutzung werden die möglichen Einsatzgebiete von Chat-/Voicebots demnach auch zunehmend komplexer (Wilde 2018).

Vor allem die jüngere Generation ist mit Messenger-Plattformen bestens vertraut, sodass die Nutzung von Chat-/Voicebots für sie intuitiv ist (Dudler 2020). Setzt ein Unternehmen wie im obigen Beispiel einen Chat-/Voicebot für den Erstkontakt mit Bewerbern ein, profitiert nicht nur das Unternehmen von dem geringeren Aufwand für die eigenen Mitarbeiter, sondern auch die Bewerber profitieren, da sie die Fragen in Ruhe beantworten können. Zudem sind auf Künstlicher Intelligenz basierende Chat-/Voicebots bei sorgsamem Training vorurteilsfrei und treffen eine Auswahl auf Basis im Algorithmus festgelegter Kriterien (Dudler 2020). Letztlich ermöglicht die Nutzung eines Recruiting-Chat-/Voicebots die Beschleunigung und Automatisierung der Auswahlprozesse, sodass Personalmanager mehr Zeit für den persönlichen Kontakt mit relevanten Bewerbern haben (Dudler 2020). Unabhängig davon, ob der Chat-/Voicebot unternehmensintern oder als Schnittstelle zu Bewerbern oder Kunden eingesetzt wird, sind die Nutzer von Chat-/Voicebots in der anonymen Kommunikation in der Regel sehr ehrlich. Unternehmen bietet sich damit die Möglichkeit, Daten zu sammeln und auszuwerten, um so allgemeine Trends und spezifische Anforderungen der Nutzer zu ermitteln (Jänisch 2018). Chat-/Voicebots verbessern somit die Informationsgewinnung und den Informationsfluss sowohl innerhalb als auch außerhalb eines Unternehmens (Stucki et al. 2018).

Angesichts der Potenziale, die der Einsatz von Chat-/Voicebots Unternehmen bietet, ist es von zentraler Bedeutung, dass die Nutzung von Chat-/Voicebots anwenderseitig auf Akzeptanz stößt. So kann beispielsweise die Personalabteilung nur dann durch einen Chat-/Voicebot entlastet werden, wenn die Mitarbeiter des Unternehmens oder die Bewerber auch dazu bereit sind, diesen zu nutzen. Es stellt sich daher die Frage, welche Faktoren die Akzeptanz und Nutzung von Chat-/Voicebots beeinflussen.

3. Akzeptanz von Technologien

Die Analyse von Faktoren, die zur *Akzeptanz* von Technologien im Allgemeinen und von Chat-/Voicebots im Speziellen führen, erfordert eine Klärung des Konstrukts Akzeptanz. In der Literatur existieren unterschiedliche Definitionen des Akzeptanzbegriffs, die jedoch einige Gemeinsamkeiten aufweisen. Hecker (1997) fasst folgende Gemeinsamkeiten dieser Definitionen zusammen: Akzeptanz ist (1) der Ausdruck einer subjektiven Einstellung gegenüber einem bestimmten Sachverhalt, (2) die Bereitschaft, auf eine bestimmte Aktivität oder einen bestimmten Zustand einzugehen, (3) der Entscheidungscharakter und (4) die positive inhaltliche Bedeutung für den Entscheidungstatbestand. Folglich kann Akzeptanz als der „[...] Ausdruck einer subjektiven Einstellung gegenüber einem bestimmten Sachverhalt, die eine positive Bereitschaft oder Verhalten eines Entscheidungsträgers gegenüber einer Aktivität oder eines Zustandes impliziert“ definiert werden (Hecker 1997). Akzeptanz steht im Widerspruch zu dem Begriff Ablehnung und bezeichnet die positive Annahmeentscheidung einer Innovation durch den Nutzer sowie deren weitere, andauernde Nutzung (Simon 2001; Kittl 2009). Akzeptanz ist dabei ein latentes Konstrukt, dessen Einflussfaktoren mit Hilfe von *Akzeptanzmodellen* identifiziert und analysiert werden (Jockisch 2010). Das wohl bekannteste und vielfach angewendete *Technologieakzeptanzmodell* geht auf Davis (1986) zurück. Das Ziel dieses Modells ist es, eine allgemeingültige Erklärung der Determinanten der Akzeptanz von Informationstechnologien zu liefern und das Nutzungsverhalten über ein breites Spektrum an Informationstechnologien zu erklären (Davis et al. 1989).

Als Grundlage des Technologieakzeptanzmodells (TAM) (Davis 1986) gilt die *Theory of Reasoned Action* (TRA) (Fishbein/Ajzen 1975). Diese erklärt individuelles *Verhalten* als Ergebnis der *Verhaltensabsicht*. Die Verhaltensabsicht wiederum ist das Ergebnis der *Einstellung zu dem Verhalten* und der *subjektiven Norm*. Die Einstellung zu dem Verhalten spiegelt die Überzeugung einer Person wider, dass die Ausführung des Verhaltens zu positiven oder negativen Ergebnissen führt. Die subjektive Norm ist die Wahrnehmung einer Person, dass ihr persönliches Umfeld der Meinung ist, dass sie das in Frage stehende Verhalten ausführen sollte oder nicht (Fishbein/Ajzen 1975; Ajzen 1991). Das TAM adaptiert die TRA, um die Akzeptanz von Technologien zu erklären. Die *Nutzung* einer Technologie wird von der *Nutzungsabsicht* der betrachteten Person bestimmt. Im TAM werden die Determinanten der Absicht durch die Konstrukte *wahrgenommene Nützlichkeit* (Perceived Usefulness) und *wahrgenommene Benutzerfreundlichkeit* (Perceived Ease of Use) ersetzt (Bagozzi et al. 1992; Venkatesh/Davis 1996). Diese zwei Konstrukte sind von besonderer Bedeutung für das Akzeptanzverhalten im Kontext von Informationstechnologien (Davis et al. 1989). Die wahrgenommene Nützlichkeit ist die subjektive Einschätzung einer Person, inwieweit die Nutzung einer Technologie die eigene Leistung verbessert. Unter wahrgenommener Benutzerfreundlichkeit wird der Grad verstanden, zu dem eine Person denkt, dass die Nutzung der Technologie ohne großen Aufwand möglich sein wird (Davis 1989). Bei der Bildung ihrer Einstellung zur Nutzung wägen Anwender demnach den individuellen Nutzen (Nützlichkeit) gegen den zu erbringenden Aufwand (Benutzerfreundlichkeit) ab (Thim 2017).

Die wesentliche Botschaft des TAM ist es, dass Anwender eine Technologie akzeptieren, wenn diese einfach zu bedienen und hilfreich für sie ist (Jockisch 2010). Das Modell berücksichtigt zudem externe Variablen, welche auf die wahrgenommene Nützlichkeit und Benutzerfreundlichkeit und somit indirekt auf die Akzeptanz wirken. Diese werden im ursprünglichen TAM jedoch nicht weiter spezifiziert (Davis et al. 1989). In Abbildung 1 ist das grundlegende TAM dargestellt.

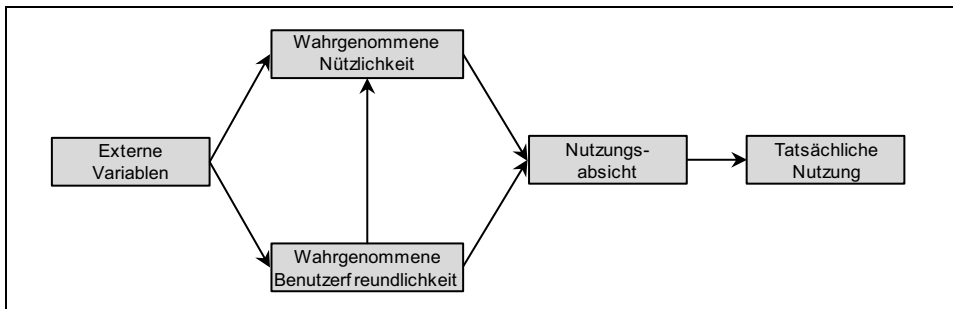


Abbildung 1: Technologieakzeptanzmodell
(Quelle: Venkatesh/Davis 1996, S. 453)

Venkatesh/Davis (2000) erweitern das TAM zum Technologieakzeptanzmodell II (TAM II). Sie spezifizieren die Einflussfaktoren der wahrgenommenen Nützlichkeit, indem sie soziale und kognitiv-instrumentelle Faktoren ergänzen. Zu den sozialen Faktoren zählen die *subjektive Norm*, das *Image des Informationssystems* sowie die als Moderator aufgenommene *Freiwilligkeit*. Kognitiv-instrumentelle Determinanten sind die *Tätigkeitsrelevanz*, die *Ergebnisqualität*, die *Nachweisbarkeit des Ergebnisses* und die *wahrgenommene Benutzerfreundlichkeit*. Außerdem werden die *Erfahrung* und die *Freiwilligkeit* als weitere Moderatoren aufgenommen. Die Abbildung 2 zeigt das TAM II.

Der Einfluss der subjektiven Norm ist maßgeblich davon abhängig, ob die Nutzung einer Technologie freiwillig ist, oder ob die Nutzung vom sozialen Umfeld des Anwenders vorgeschrieben wird (Venkatesh/Davis 2000). In einer Organisation kann beispielsweise vom Management eine neue Technologie eingeführt werden, die Nutzungsabsicht der Anwender aber variieren, da sich nicht jeder gleichermaßen gezwungen fühlt, dieser Verpflichtung nachzukommen (Hartwick/Barki 1994).

Unter der Freiwilligkeit der Nutzung wird daher das Ausmaß verstanden, zu dem der Anwender die Nutzung der Technologie als nicht verpflichtend empfindet (Moore/Benbasat 1991). Die Freiwilligkeit wird im TAM II schließlich als Moderator aufgenommen, der den Einfluss der subjektiven Norm auf die Nutzungsabsicht moderiert (Venkatesh/Davis 2000). Das *Image* der Technologie beschreibt die Wahrnehmung des Ausmaßes der Verbesserung des eigenen *Status* im eigenen sozialen System durch die Nutzung der Technologie (Moore/Benbasat 1991). Demnach wirkt sich das Image positiv auf die wahrgenommene Nützlichkeit aus.

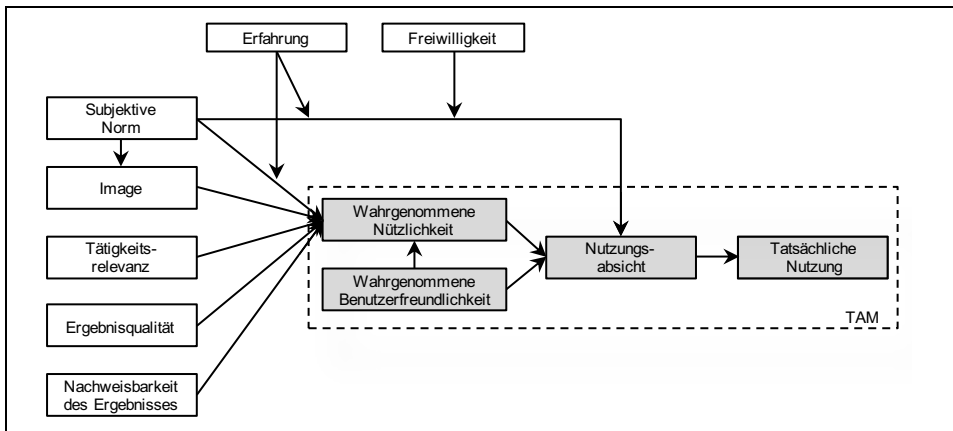


Abbildung 2: Technologieakzeptanzmodell II
(Quelle: Venkatesh/Davis 2000, S. 188)

Außerdem wirken auch kognitiv-instrumentelle Einflussfaktoren auf die wahrgenommene Nützlichkeit. Die *Tätigkeitsrelevanz* beschreibt die Wahrnehmung eines Nutzers, in welchem Ausmaß die Technologie auf die eigene Tätigkeit anwendbar ist (Venkatesh/Davis 2000). Die *Ergebnisqualität* beschreibt, wie gut das Technologiesystem die erforderlichen Tätigkeiten erfüllt (Venkatesh/Davis 2000). Die *Nachweisbarkeit des Ergebnisses* bezieht sich darauf, dass die Nutzer die erreichten Ergebnisse tatsächlich der Nutzung der Technologie zuschreiben (Moore/Benbasat 1991; Venkatesh/Davis 2000). Darüber hinaus ergänzen Venkatesh/Davis (2000) die *Erfahrung* als weitere moderierende Variable.

Das Technologieakzeptanzmodell III (TAM III) ergänzt darüber hinaus die Determinanten der Benutzerfreundlichkeit (Venkatesh/Bala 2008). Dabei erfolgt die Bewertung der Benutzerfreundlichkeit gemäß der *Anchoring and Adjustment-Heuristik* (Tversky/Kahneman 1974). Demnach erfolgt die Bewertung der Benutzerfreundlichkeit zunächst anhand eines initialen Wahrnehmungsankers (Anchoring) und wird mit zunehmender Erfahrung mit der Technologie kontinuierlich angepasst (Adjustment) (Venkatesh 2000). Die Abbildung 3 illustriert das TAM III.

Die Ankervariablen sind die *Selbstwirksamkeit der Computernutzung*, die *Wahrnehmung externer Kontrolle*, die *Angst vor der Computernutzung* und die *Verspieltheit bei der Computernutzung* (Venkatesh 2000). Die Selbstwirksamkeit der Nutzung ist das Vertrauen des Nutzers in die eigene Fähigkeit, mit dem System eine bestimmte Aufgabe durchführen zu können (Compeau/Higgins 1995). Die Wahrnehmung externer Kontrolle beschreibt den Grad, zu dem die individuellen Nutzer glauben, dass ihnen bei der Computernutzung organisationale und technische Unterstützung zur Verfügung steht (Venkatesh et al. 2003). Die Angst vor der Computernutzung spiegelt die Besorgnis wider, einen Computer nutzen zu müssen (Venkatesh 2000). Zuletzt beschreibt die Verspieltheit bei der Computernutzung die intrinsische Motivation und die kognitive Spontanität eines Anwenders, ein neues Computersystem zu nutzen (Webster/Martocchio 1992; Venkatesh/Bala 2008).

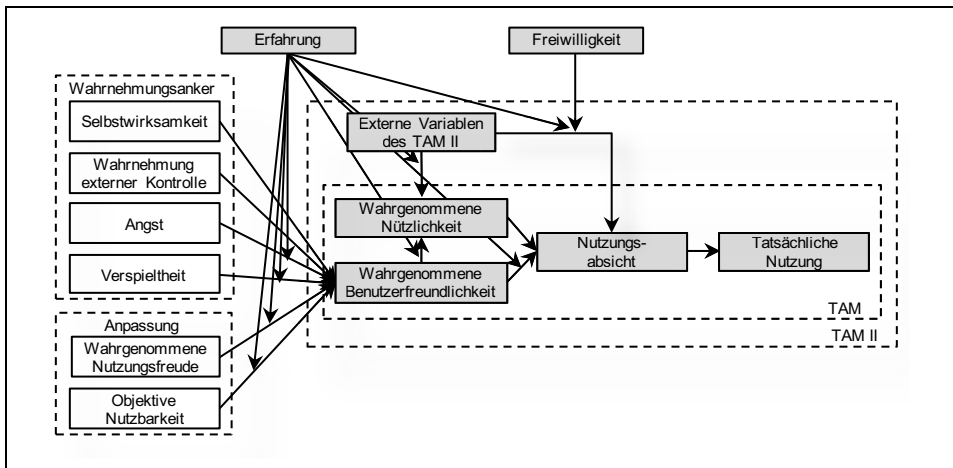


Abbildung 3: Technologieakzeptanzmodell III
(Quelle: Venkatesh/Bala 2008, S. 280)

Im Laufe der Nutzung einer Technologie und mit zunehmender Erfahrung passen Anwender die wahrgenommene Benutzerfreundlichkeit anhand der *wahrgenommenen Nutzungsfreude* und der *objektiven Nutzbarkeit* fortlaufend an (Venkatesh 2000). Die wahrgenommene Nutzungsfreude ist das Ausmaß der Freude, die ein Anwender unabhängig von den erreichten Ergebnissen an der Nutzung eines Systems hat (Venkatesh 2000). Die objektive Nutzbarkeit beschreibt den tatsächlichen Aufwand, der notwendig ist, um eine bestimmte Aufgabe mit Hilfe eines Computers zu erledigen (Venkatesh 2000).

Die Erweiterungen der Technologieakzeptanzmodelle TAM II und TAM III spezifizieren die Einflussfaktoren auf die wahrgenommene Benutzerfreundlichkeit und die wahrgenommene Nützlichkeit. Diese lassen sich in vier Gruppen zusammenfassen (Venkatesh/Bala 2008): (1) individuelle Unterschiede, (2) Systemcharakteristika, (3) sozialer Einfluss und (4) erleichternde Bedingungen. In den individuellen Unterschieden werden beispielsweise Persönlichkeitsmerkmale, demographische Merkmale, Alter, Geschlecht oder Eigenschaften der Nutzer zusammengefasst. Die Systemcharakteristika umfassen die zentralen Merkmale des Technologiesystems, die dazu führen, dass Nutzer die Nützlichkeit und Benutzerfreundlichkeit des Systems positiv oder negativ beurteilen. Systemcharakteristika sind beispielsweise das Erscheinungsbild des Chat-/Voicebots oder die erzielte Ergebnisqualität. Der soziale Einfluss umfasst verschiedene soziale Prozesse und Mechanismen, die den Nutzer in seiner Beurteilung des Systems beeinflussen. Die erleichternden Bedingungen stellen letztlich die organisationale Unterstützung dar, die Nutzern den Einsatz des Technologiesystems erleichtert. Dazu zählen beispielsweise bereitgestellte Informationen zur Nutzung des Chat-/Voicebots oder Schulungen.

4. Akzeptanz von Chat-/Voicebots

In der Literatur finden sich bisher nur wenige Studien, die sich speziell mit der Akzeptanz von Chat-/Voicebots beschäftigen. Der größte Teil der vorliegenden Studien stellt darauf ab, externe Faktoren zu identifizieren, die potenzielle Auswirkungen auf die zentralen Determinanten des TAM entfalten können. In der Regel werden diese Faktoren zunächst konzeptualisiert und in eine Variante des TAM integriert. Schließlich werden die postulierten Zusammenhänge empirisch getestet. Die Ergebnisse dieser Studien zeigen zum überwiegenden Teil, dass die wesentlichen Zusammenhänge zwischen den zentralen Konstrukten des TAM auch im Kontext von Chat-/Voicebots bestätigt werden. So identifizieren Coskun-Setirek/Mardikyan (2017), Rietz et al. (2019) und Ewers et al. (2020) positive Auswirkungen der wahrgenommenen Nützlichkeit sowie der wahrgenommenen Benutzerfreundlichkeit auf die Nutzungsabsicht von Chat-/Voicebots. Auch der aus den Technologieakzeptanzmodellen bekannte Einfluss der wahrgenommenen Benutzerfreundlichkeit auf die wahrgenommene Nützlichkeit kann in diesem Kontext gezeigt werden (Coskun-Setirek/Mardikyan 2017; Rietz et al. 2019; Ewers et al. 2020). Die Studie von Meyer-Waarden et al. (2020) konnte den positiven Einfluss auf die Nutzungsabsicht dagegen nicht bestätigen. Dennoch kann der positive Zusammenhang zwischen Nutzungsabsicht und Nutzung auch für Chat-/Voicebots nachgewiesen werden (Coskun-Setirek/Mardikyan 2017; Ewers et al. 2020). Somit gilt auch für Chat-/Voicebots, dass Individuen diese eher akzeptieren und nutzen, wenn sie als nützlich und benutzerfreundlich wahrgenommen werden. Dabei erweist sich die wahrgenommene Nützlichkeit als wichtigster Faktor, der die Absicht der Nutzer erhöht, einen Chat-/Voicebot wiederholt zu nutzen (Meyer-Waarden et al. 2020). Darüber hinaus kann die wahrgenommene Nützlichkeit sogar einen direkten Einfluss auf die Nutzung haben (McLean/Osei-Frimpong 2019). So kann eine Sprachschnittstelle die Nützlichkeit und somit die Nutzung positiv beeinflussen, da Individuen den Voicebot damit gleichzeitig zu anderen Tätigkeiten nutzen können. Neben den zentralen Zusammenhängen des TAM werden zudem externe Einflussfaktoren auf die Akzeptanz und Nutzung von Chat-/Voicebots untersucht. Im Folgenden werden die entsprechenden Studien in Anlehnung an Venkatesh/Bala (2008) systematisiert und die zentralen Ergebnisse dargelegt.

4.1 Individuelle Unterschiede

Die Akzeptanz und Nutzung von Chat-/Voicebots kann zwischen verschiedenen Nutzern aufgrund individueller Aspekte differieren. Dazu zählen insbesondere Merkmale der Persönlichkeit, persönliche Dispositionen und demografische Daten. Die bisher vorliegenden Studien zur Akzeptanz und Nutzung von Chat-/Voicebots beschäftigen sich folglich mit dem *Alter*, den persönlichen *Erfahrungen* und der persönlichen *Innovativität*, der persönlichen *Vertrautheit* sowie der *Nutzungsfreude* der Nutzer. Darüber hinaus wurde auch das *Vertrauen* der Nutzer in Chat-/Voicebots untersucht. Dabei kann sich das Vertrauen auf die *Fähigkeiten* des Chat-/Voicebots oder auf den mit dem *Datenschutz* konformen Umgang des Anbieters mit den anfallenden Daten beziehen.

Dass individuelle Unterschiede im Alter und den persönlichen Erfahrungen einen moderierenden Einfluss auf die Technologieakzeptanz im Allgemeinen entfalten, darf als weitgehend gesichertes Erkenntnis gelten (Venkatesh et al. 2003). Im Hinblick auf die Akzeptanz von Chat-/Voicebots im Speziellen sind die vorliegenden Ergebnisse dagegen etwas diffuser. So zeigt eine Studie im Versicherungssektor, dass die Bereitschaft zur Nutzung eines Chat-/Voicebots stark vom *Alter der Nutzer* abhängig ist (Cardona et al. 2019). Dagegen untersuchen Van der Goot/Pilgrim (2020) die Akzeptanz von Chat-/Voicebots über verschiedene Branchen hinweg. In dieser Studie zeigen sich keine Unterschiede zwischen den Altersgruppen. Sowohl ältere (älter als 50 Jahre) als auch jüngere Erwachsene (jünger als 30 Jahre) empfinden die Nutzung als einfach. Dennoch gibt es in beiden Altersgruppen Probanden, die Schwierigkeiten mit der Chat-/Voicebot-Interaktion haben oder frustriert sind, wenn der Chat-/Voicebot ihre Frage nicht versteht oder nicht beantworten kann (Van der Goot/Pilgrim 2020). Angesichts dieser Ergebnisse kann bisher nicht abschließend geklärt werden, welchen Einfluss Altersunterschiede auf die Akzeptanz von Chat-/Voicebots haben. Denkbar ist es, dass sich die Akzeptanz von jüngeren Menschen, die häufig Nachrichtendienste nutzen, wie beispielsweise WhatsApp oder SMS, von der Akzeptanz älterer Individuen unterscheidet.

Auch hinsichtlich der *persönlichen Erfahrungen* liegen divergierende Ergebnisse vor. Auf Basis der allgemeinen Akzeptanzforschung lässt sich postulieren, dass die persönlichen Erfahrungen einen moderierenden Einfluss auf die wahrgenommene Benutzerfreundlichkeit und die Nutzungsabsicht entfalten. Die Studie von Rietz et al. (2019) konnte diesen moderierenden Effekt jedoch nicht nachweisen. Im Gegensatz dazu stellen Laumer et al. (2019) fest, dass ein Nutzer, der bereits negative Erfahrungen mit einem Chat-/Voicebot gesammelt hat, eine niedrigere Leistungserwartung und letztlich auch eine niedrigere Nutzungsabsicht hat. Hat er hingegen positive Erfahrungen gemacht, sind die Leistungserwartungen und somit auch die Nutzungsabsicht höher (Laumer et al. 2019). Folglich können sich vorherige Erfahrungen mit Chat-/Voicebots auf die Akzeptanz auswirken und diese negativ oder positiv beeinflussen.

Sind die Nutzer eines Chat-/Voicebots an den Einsatz dieser Technologie in gleichen oder ähnlichen Situationen gewöhnt, so entwickelt sich eine *persönliche Vertrautheit* mit dieser Technologie. Daraus resultiert ein positiver Einfluss auf die Absicht, den Chat-/Voicebot zu akzeptieren und zu nutzen (Laumer et al. 2019). Dementsprechend ist es von Bedeutung, Chat-/Voicebots nicht nur zu implementieren, sondern diese als Standardanwendung für bestimmte Aufgaben einzusetzen. Neben der persönlichen Vertrautheit hat zudem auch die *persönliche Innovativität* einen positiven Einfluss auf die Nutzungsabsicht (Nasirian et al. 2017). Unter persönlicher Innovativität wird dabei die Bereitschaft eines Individuums verstanden, neue Technologien auszuprobieren (Agarwal/Prasad 1998). Sind Individuen demnach mit der Nutzung eines ihnen unbekannten und ungewohnten Chat-/Voicebots konfrontiert, sind sie eher bereit, diesen zu nutzen, wenn sie über ein hohes Maß an Innovativität verfügen. Schließlich hat auch die *Nutzungsfreude* während der Nutzung einen positiven Einfluss auf die wahrgenommene Nützlichkeit und damit die Akzeptanz des Chat-/Voicebots (Ewers et al. 2020).

Auch das *Vertrauen* der Nutzer kann einen moderierenden Einfluss auf die Akzeptanz von Chat-/Voicebot haben. Im vorliegenden Kontext muss das Vertrauen in den Chat-/Voicebot weiter differenziert werden. Dieses kann sich auf der einen Seite auf die *Fähigkeiten* des Chat-/Voicebot beziehen, die gestellten Aufgaben auch tatsächlich ausführen zu können. Auf der anderen Seite kann das Vertrauen aber auch den Anbieter betreffen, im Umgang mit den gesammelten Daten die Richtlinien des Datenschutzes einzuhalten. Völkle/Planing (2019) untersuchen den Einfluss des Vertrauens in die Technologie, dass diese die Anfrage zuverlässig bearbeiten und beantworten kann, sowie das Vertrauen in den Datenschutz durch den Anbieter. Im Ergebnis zeigen sie einen positiven Einfluss des Vertrauens auf die wahrgenommene Nützlichkeit, die wahrgenommene Benutzerfreundlichkeit und die Nutzungsabsicht. Die Chat-/Voicebots werden von den Nutzern als einfach zu nutzen wahrgenommen und erledigen die gestellten Anfragen schnell (Völkle/Planing 2019). Der positive Zusammenhang des Vertrauens in die Technologie und der Nutzungsabsicht wird auch von Nasirian et al. (2017) bestätigt. Es ist demnach notwendig, dass Unternehmen die Nutzer davon überzeugen, dass der Chat-/Voicebot zuverlässige Ergebnisse liefert, um das Vertrauen in den Chat-/Voicebot und somit auch die Akzeptanz zu steigern.

Nutzer stellen häufig eine *Datenschutz*-Risikobewertung an. Im Kontext des Gesundheitswesens hat die Verletzung des Datenschutzes oder der Privatsphäre einen deutlich negativen Einfluss auf die Nutzungsabsicht (Laumer et al. 2019). Darüber hinaus kann das wahrgenommene Risiko der Verletzung der Privatsphäre moderierende Auswirkungen auf die weiteren Einflussgrößen der Nutzungsabsicht entfalten (McLean/Osei-Frimpong 2019). Die Privatsphäre und der Schutz der Daten sind für Nutzer von Chat-/Voicebots von besonderer Bedeutung für deren Akzeptanz. So wollen Nutzer nicht, dass ein Voicebot dauerhaft aktiviert ist und dabei ständig Daten überträgt (Burbach et al. 2019). Sollten Nutzer Datenschutzbedenken haben, resultiert daraus ein negativer Einfluss auf die Nutzung von Chat-/Voicebots (Ewers et al. 2020). Folglich akzeptieren Nutzer, die nur geringes Vertrauen in den Datenschutz des Chat-/Voicebots haben, diese Technologie weniger als Individuen mit einem hohen Maß an Vertrauen. Es ist somit wichtig, dass Unternehmen ein Augenmerk auf den Datenschutz und die Privatsphäre der Nutzer legen und ihnen diese Schutzmaßnahmen auch transparent kommunizieren. Solche Maßnahmen sind insbesondere dann relevant, wenn Chat-/Voicebots dort eingesetzt werden, wo sensible Daten ausgetauscht werden, wie beispielsweise im Gesundheits- oder Finanzwesen.

Das Vertrauen des Nutzers in den Chat-/Voicebot kann durch die *Qualität* der Beantwortung der Anfrage und das *Auftreten* des Chat-/Voicebots beeinflusst werden, denn letztlich ist das Vertrauen von der Persönlichkeit des Nutzers abhängig (Müller et al. 2019). Daher sollten Chat-/Voicebots verschiedene Nutzer auch unterschiedlich behandeln und individuell auf sie eingehen können (Müller et al. 2019). Darüber hinaus kann auch die Qualität der Interaktion mit dem Chat-/Voicebot das Vertrauen positiv beeinflussen (Nasirian et al. 2017). So ist es hilfreich, wenn der Chat-/Voicebot höflich und persönlich mit dem Nutzer kommuniziert. Neben diesen Faktoren haben auch die Marke des Anbieters und der Kontext, in dem der Chat-/Voicebot eingesetzt wird, einen Einfluss auf das Vertrauen der Nutzer (Følstad et al. 2018).

4.2 Systemcharakteristika

Neben individuellen Unterschieden haben auch die Eigenschaften des Systems einen entscheidenden Einfluss auf die Nutzung und die Akzeptanz von Technologien. Die *Ergebnisqualität* zeigt im Kontext von Chat-/Voicebots einen positiven Einfluss auf die Akzeptanz. So beeinflusst die Ergebnisqualität die wahrgenommene Benutzerfreundlichkeit und die wahrgenommene Nützlichkeit positiv (Coskun-Setirek/Mardikyan 2017). In ähnlicher Weise entfaltet auch die *Zuverlässigkeit* positive Auswirkungen auf die wahrgenommene Nützlichkeit (Meyer-Waarden et al. 2020). Der gleiche positive Einfluss konnte außerdem auch für die *Tätigkeitsrelevanz* nachgewiesen werden (Coskun-Setirek/Mardikyan 2017). Chat-/Voicebots sollten somit auf die Anforderungen und Tätigkeiten der Nutzer ausgerichtet sein und so gestaltet werden, dass sie ein vom Nutzer erwartetes und zufriedenstellendes Ergebnis liefern. Auch die *Leistungserwartung*, also die Erwartung der Individuen, dass durch die Nutzung des Chat-/Voicebots ein schnelleres und/oder besseres Ergebnis erzielt werden kann, hat einen positiven Einfluss auf die Nutzungsabsicht (Laumer et al. 2019). So sind beispielsweise Konsumenten eher bereit, einen Chat-/Voicebot zu nutzen, wenn sie erwarten, dass sie damit auch zügig zu einem gewünschten Ergebnis gelangen.

Individuen beziehen eine Abschätzung ihres eigenen *Aufwands* in die Bildung ihrer Nutzungsabsicht ein. So schätzen sie ab, wieviel Aufwand erforderlich ist, den Chat-/Voicebot zu verwenden und zu lernen, wie man mit dem Chat-/Voicebot umgeht. Je niedriger Nutzer ihren eigenen zu erbringenden Aufwand einschätzen, umso größer ist ihre Nutzungsabsicht (Laumer et al. 2019). Ein Chat-/Voicebot, dessen Nutzung technisch komplex ist, wird weniger positiv beurteilt (Cardona et al. 2019). Daher ist es für die Akzeptanz von Bedeutung, dass der Chat-/Voicebot den Anwender nicht überfordert, sondern einfach zu nutzen ist.

Neben den zuvor beschriebenen Einflüssen, wurde der *Innovationsgrad* als weitere ergänzende externe Variable untersucht. Richad et al. (2019) weisen dem Innovationsgrad des Chat-/Voicebots einen positiven Einfluss auf die wahrgenommene Nützlichkeit und Benutzerfreundlichkeit nach. So wird beispielsweise ein Chat-/Voicebot einer Bank, der Individuen bei finanziellen Transaktionen unterstützt, eher akzeptiert, wenn dieser innovativ gestaltet ist (Richad et al. 2019).

Formale *Gestaltungsmerkmale*, wie die Ästhetik eines Chat-/Voicebots, können ebenfalls einen positiven Einfluss haben. Eine ansprechende visuelle Gestaltung eines Chat-/Voicebots, der als Serviceschnittstelle zwischen Unternehmen und Konsument eingesetzt wird, kann dessen Akzeptanz steigern (Meyer-Waarden et al. 2020). Gerade explizit anthropomorphe Gestaltungsmerkmale, also die Menschenähnlichkeit des Chat-/Voicebots, haben einen positiven Einfluss auf die Nutzungsfreude und damit auch indirekt auf die Nutzungsabsicht, wenngleich eine starke Vermenschlichung eines Chat-/Voicebots nicht automatisch zu einer größeren Nutzungsfreude führt (Rietz et al. 2019). Da formale Gestaltungsmerkmale folglich die Akzeptanz und Nutzung eines Chat-/Voicebots beeinflussen, sollte dieser auch visuell ansprechend gestaltet werden.

4.3 Sozialer Einfluss

Individuen können Chat-/Voicebots auch dazu nutzen, ihren *sozialen Status* oder ihr eigenes *Image* zu verbessern. Diese beiden Faktoren können unter dem Begriff des *symbolischen Vorteils* zusammengefasst werden (McLean/Osei-Frimpong 2019). Dabei kann sich der symbolische Vorteil positiv auf die Nutzung des Chat-/Voicebots auswirken. Die Nutzer werden durch den symbolischen Vorteil, der durch die Nutzung eines Chat-/Voicebots entsteht und ihr Image sowie ihren sozialen Status verbessert, motiviert, den Chat-/Voicebot zu nutzen (McLean/Osei-Frimpong 2019).

Ewers et al. (2020) stellen ebenfalls einen Einfluss des sozialen Status auf die Akzeptanz von Chat-/Voicebots fest. Der soziale Status hat einen positiven Einfluss auf die wahrgenommene Nützlichkeit des Chat-/Voicebots (Ewers et al. 2020). Darüber hinaus hat auch der *soziale Einfluss* einen positiven Effekt auf die wahrgenommene Nützlichkeit (Ewers et al. 2020). Je höher der soziale Einfluss, umso größer ist die Nutzungsabsicht (Laumer et al. 2019). Dabei stellt der soziale Einfluss das Ausmaß des Nutzers dar, zu dem er denkt, dass andere Individuen in seinem engeren oder weiteren sozialen Umfeld die Nutzung der Technologie erwarten (Venkatesh et al. 2012).

Als dem sozialen Einfluss ähnliches Konstrukt kann die *subjektive Norm* angesehen werden. Beide Konstrukte beschäftigen sich mit dem Einfluss der Meinungen anderer Personen auf die Nutzungsabsicht und die Nutzung. Coskun-Setirek/Mardikyan (2017) können in ihrer Studie allerdings den positiven Zusammenhang zwischen der subjektiven Norm und der wahrgenommenen Nützlichkeit sowie der Nutzungsabsicht nicht bestätigen. Die Akzeptanz und Nutzung von Chat-/Voicebots ist aber dennoch auch vom persönlichen und sozialen Umfeld eines Nutzers abhängig. Ist das persönliche Umfeld beispielsweise positiv gegenüber Chat-/Voicebots eingestellt, so hat dies positive Auswirkungen auf die Akzeptanz und Nutzung von Chat-/Voicebots. Andernfalls ist es möglich, dass die Akzeptanz geringer wird, wenn sich durch die Nutzung der soziale Status und das Image des Nutzers verschlechtern.

Darüber hinaus betrachten McLean/Osei-Frimpong (2019) den Chat-/Voicebot selbst als möglichen „*sozialen*“ *Kontakt*. Der Nutzer tritt mit dem Chat-/Voicebot in einer Weise in Interaktion, die anderen sozialen Interaktionen nicht unähnlich ist. So kann sich der Nutzer beispielsweise mit dem Chat-/Voicebot unterhalten oder er nutzt den Chat-/Voicebot als Assistent für seine eigenen Aufgaben. Dadurch können dem Nutzer soziale Vorteile entstehen. Diese sozialen Vorteile können in Form von sozialer Präsenz und sozialer Attraktivität auftreten, die durch Intimität und Unmittelbarkeit ausgezeichnet sind. Dabei ist die Intimität durch den physischen Kontakt und die Unmittelbarkeit durch die psychologische Distanz geprägt. Die sozialen Vorteile, die aus dem „sozialen“ Kontakt resultieren, können nun die Akzeptanz und die Nutzung eines Chat-/Voicebots nachhaltig positiv beeinflussen und wesentlich zum Erfolg der Technologie beitragen, denn den Nutzern wird die Präsenz eines „sozialen“ Kontaktes vermittelt, der ihnen auf eine angenehme Art und Weise assistiert (McLean/Osei-Frimpong 2019).

4.4 Erleichternde Bedingungen

Allgemein akzeptieren Individuen Technologien, wenn sie Zugang zu einer Reihe *erleichternder Bedingungen* haben, die die Nutzung unterstützen. So können beispielsweise zur Verfügung gestellte Tutorials die Nutzung positiv beeinflussen (Venkatesh et al. 2012). Laumer et al. (2019) untersuchen den Einfluss von erleichternden Bedingungen auf die Akzeptanz von Chat-/Voicebots im Kontext des Gesundheitswesens mit Hilfe einer qualitativen Studie. Sie zeigen, dass je besser die erleichternden Bedingungen sind, desto höher ist auch die Nutzungsabsicht und die tatsächliche Nutzung von Chat-/Voicebots. Dabei wird die Bedeutung der zur Verfügung stehenden Ressourcen, die notwendig für die Nutzung der Chat-/Voicebots sind, hervorgehoben. Darüber hinaus wird die Relevanz der Unterstützung und Hilfe, die den Nutzern bereitgestellt wird, betont (Laumer et al. 2019). So ist es beispielsweise notwendig, dass Anwender über das entsprechende Endgerät verfügen, mit dem sie auf den Chat-/Voicebot zugreifen können.

4.5 Perspektive der Praxis

Die bisherigen Beiträge zur Akzeptanz von Chat-/Voicebots untersuchen die wesentlichen Faktoren, die aus den Technologieakzeptanzmodellen hervorgehen und deren Einfluss bereits in anderen Untersuchungskontexten bestätigt wurde. Darüber hinaus werden die Modelle teilweise um externe Faktoren erweitert. Da die Forschung zur Akzeptanz und Nutzung von Chat-/Voicebots allerdings noch an ihrem Anfang steht, lässt sich derzeit noch kein gesicherter konzeptioneller Rahmen für ein auf diesen speziellen Kontext angepasstes Akzeptanzmodell entwerfen. In diesem Zusammenhang stellt sich insbesondere die Frage, welche weiteren, bisher vernachlässigten Faktoren in die Betrachtung aufgenommen werden sollten, die die Akzeptanz von Künstlicher Intelligenz im Allgemeinen und die Akzeptanz von Chat-/Voicebots im Speziellen beeinflussen. Dazu gilt es auch, die Sichtweise von Entwicklern von Chat-/Voicebots, die auf Künstlicher Intelligenz basieren, zu berücksichtigen. Deshalb soll nachfolgend aus dieser Perspektive der Praxis aufgezeigt werden, welche weiteren Faktoren von Relevanz sein könnten.

Chat-/Voicebots sind lediglich eine Kommunikationsschnittstelle zur Künstlichen Intelligenz, die mehr oder weniger komplexe Aufgaben autonom bearbeiten können. Sofern sich die Nutzer von Chat-/Voicebots dessen bewusst sind, ist es auch erforderlich, dass sie die zugrunde liegende Künstliche Intelligenz akzeptieren. Dabei kann insbesondere fehlendes Wissen über die Funktionsweise von Künstlicher Intelligenz dazu führen, dass Menschen sich vor deren Einsatz fürchten. Diese Entwicklung wird zudem dadurch angeheizt, dass selbst hochrangige Forscher wie Stephen Hawking vor dem Einsatz Künstlicher Intelligenz warnen (Cellan-Jones 2014). Aus Perspektive der Praxis stellt sich daher die Frage, wie sich ein grundsätzliches *Bedenken* gegenüber dem Einsatz von Künstlicher Intelligenz auf deren Akzeptanz und schließlich auf die Akzeptanz von Chat-/Voicebots auswirkt.

Es ist ein wesentliches Merkmal von Chat-/Voicebots, dass sie auf Basis der Künstlichen Intelligenz bei wiederholter Nutzung aus den Interaktionen mit den Anwendern lernen und sich selbst optimieren können. Demnach kann es von zentraler Bedeutung für die Akzeptanz sein, wie gut dieser Optimierungsprozess verläuft und ob die damit erzielten Ergebnisse von den Anwendern erwünscht sind. Ein von Facebook im Rahmen der Forschung zur Künstlichen Intelligenz programmierter Chatbot entwickelte nach einiger Zeit eine eigene Sprache (Nagels 2017). Diese war zwar effizienter für die Kommunikation mit sich selbst, für menschliche Nutzer war die Sprache aber nicht mehr verständlich. Ein weiterer Chatbot von Facebook entwickelte eigenständig die Fähigkeit, in Verhandlungen zu lügen, um damit für sich selbst Vorteile zu erreichen (Rixecker 2017). Zudem können Chatbots auch andere schlechte Eigenschaften wie Rassismus erlernen, wie das Beispiel des Chatbots Tay von Microsoft zeigt. Diese Beispiele verdeutlichen, dass Künstliche Intelligenz auch unbeabsichtigte Ergebnisse hervorbringen kann. Daher kann es relevant sein, wie sich die Chat-/Voicebots im *Zeitablauf* entwickeln.

Anders als viele andere Technologien verfügen Chat-/Voicebots aufgrund ihrer Künstlichen Intelligenz über eine *Reflexivität*. Sie sind mehr oder weniger in der Lage, den Nutzer wahrzunehmen und sich an diesen anzupassen. Angesichts der heterogenen Altersstrukturen der Nutzer kann es eine Rolle spielen, wie sehr sich ein Chat-/Voicebot auf das Alter des jeweiligen Nutzers und dessen Bedürfnisse anpassen kann. So fühlen sich beispielsweise jüngere Nutzer eher durch ein unförmliches „Du“ angesprochen, während ältere Nutzer ein förmliches „Sie“ bevorzugen. Gleiches gilt für die *Anpassung* an weitere Merkmale der Person oder der Situation. Beispielsweise benötigen einige Nutzer ausführlichere Hilfestellungen als andere, so dass die Akzeptanz davon abhängt, wie gut sich der Chat-/Voicebot an diese Merkmale anpassen kann.

Darüber hinaus sind aktuelle Chat-/Voicebots zunehmend in der Lage, menschliche *Emotionen* und Sprachmuster zu imitieren. In diesem Zusammenhang kann es für die Akzeptanz ebenfalls von Bedeutung sein, ob die Künstliche Intelligenz sich angemessen an den jeweiligen Nutzer und dessen Kontext anpassen kann. So kann es für einen Chat-/Voicebot erforderlich sein, zwischen der Einreichung eines normalen Urlaubsantrags und einer Einreichung eines Sonderurlaubs wegen eines Todesfalls im Familienkreis zu differenzieren. Während im ersteren Fall positive Emotionen zur Situation passen, erscheinen in letzterem Fall eher mitfühlende Emotionen angemessen.

Chat-/Voicebots stellen zwar Technologien dar, sie können jedoch von ihren Nutzern auch als *Persönlichkeit* wahrgenommen werden. Scheuer (2020) untersucht die Akzeptanz von Künstlicher Intelligenz und zeigt, dass diese von der Akzeptanz der eigentlichen Technologie, den spezifischen Differenzierungsmerkmalen der Künstlichen Intelligenz sowie der Persönlichkeit der Künstlichen Intelligenz abhängig ist. Ist die Wahrnehmung des Systems als Persönlichkeit hoch, ist die Persönlichkeitsakzeptanz der Künstlichen Intelligenz primär für die Akzeptanz der Künstlichen Intelligenz ausschlaggebend. Ist die Wahrnehmung der Persönlichkeit gering, hat hingegen die Technologieakzeptanz einen stärkeren Einfluss auf die Akzeptanz der Künstlichen Intelligenz. Im speziellen Kontext von Chat-/Voicebots gilt es daher zu untersuchen, inwiefern Nutzer diesen eine Persönlichkeit zuschreiben.

5. Fazit und Ausblick

In diesem Beitrag wurden die *Akzeptanz* und *Nutzung* von *Chat-/Voicebots* untersucht. Zu diesem Zweck wurden zunächst einige Grundlagen von Chat-/Voicebots diskutiert. Dabei wurde gezeigt, dass Chat-/Voicebots im Kern text- oder stimmbasierte Kommunikationsschnittstellen für die *Künstliche Intelligenz* sind. Diese ermöglicht es den Nutzern, Chat-/Voicebots dazu einzusetzen, Informationen zu suchen oder Aufgaben zu bearbeiten. Daraufhin wurden die Funktionsweise von Chat-/Voicebots und deren Anwendungsmöglichkeiten dargelegt. Schließlich wurden die Potenziale, die der Einsatz von Chat-/Voicebots für Unternehmen birgt, und die daraus folgende Notwendigkeit der nutzerseitigen Akzeptanz aufgezeigt. Daher wurde zunächst ein Überblick über die Akzeptanz von Technologien im Allgemeinen gegeben, bevor im Anschluss auf die Akzeptanz von Chat-/Voicebots im Speziellen eingegangen wurde.

Bei der Akzeptanz von Technologien im Allgemeinen konnte gezeigt werden, dass diese nur von wenigen zentralen Determinanten abhängig ist. Das sind im Kern die *wahrgenommene Nützlichkeit*, die *wahrgenommene Benutzerfreundlichkeit* und die *Nutzungsabsicht*. Je höher die wahrgenommene Nützlichkeit und die wahrgenommene Benutzerfreundlichkeit sind, desto höher ist die Nutzungsabsicht und desto höher ist schließlich die tatsächliche Nutzung einer Technologie. Darüber hinaus beeinflussen *verschiedene externe Faktoren* diese zentralen Determinanten und somit indirekt auch die Akzeptanz und Nutzung. Die Fülle an externen Faktoren konnte in vier Gruppen systematisiert werden, nämlich die *individuellen Unterschiede*, die *Systemcharakteristika*, den *sozialen Einfluss* sowie die *erleichternden Bedingungen*.

Schließlich wurde ein Überblick über bisher vorliegende Studien präsentiert, die sich mit der Akzeptanz und Nutzung von Chat-/Voicebots im Speziellen beschäftigen. Diese Studien belegen, dass auch im Kontext von Chat-/Voicebots die zentralen Determinanten des *Technologieakzeptanzmodells* bestätigt werden. Darüber hinaus werden in existierenden Untersuchungen bereits verschiedene externe Faktoren identifiziert, die einen Einfluss auf die Akzeptanz und Nutzung von Chat-/Voicebots haben. Aus dem Blickwinkel der Praxis wurde jedoch aufgezeigt, dass die bisherigen Analysen im Kontext von Chat-/Voicebots zu kurz greifen, da sie Chat-/Voicebots zu sehr als *statische* Technologie verstehen. Angesichts der zugrunde liegenden Künstlichen Intelligenz und der zunehmenden Menschenähnlichkeit von Chat-/Voicebots verfügen diese über eine gewisse Reflexivität. Diese ermöglicht es den Chat-/Voicebots, sich als *dynamische* Technologie an die Person und die Situation des Nutzers anzupassen. Die weitere Forschung zur Akzeptanz und Nutzung von Künstlicher Intelligenz im Allgemeinen und von Chat-/Voicebots im Speziellen sollte die daraus resultierenden Aspekte aufgreifen, um schließlich zu einem fundierteren und umfassenderen Verständnis der Akzeptanz und Nutzung von Technologien zu gelangen, die auf Künstlicher Intelligenz basieren.

Literaturverzeichnis

- Adam, M./Wessel, M./Benlian, A. (2020): AI-based Chatbots in Customer Service and Their Effects on User Compliance, in: *Electronic Markets*, im Druck.
- Agarwal, R./Prasad, T. (1998): A Conceptual and Operational Definition of Personal Innovativeness in the Domain of Information Technology, in: *Information Systems Research*, Vol. 9, No. 2, S. 204-215.
- Ajzen, I. (1991): The Theory of Planned Behavior, in: *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, Vol. 50, No. 2, S. 179-211.
- Bagozzi, R.P./Davis, F.D./Warshaw, P.R. (1992): Development and Test of a Theory of Technological Learning and Usage, in: *Human Relations*, Vol. 45, No. 7, S. 659-686.
- Bala, K./Kumar, M./Hulawale, S./Pandita, S. (2017): Chat-Bot for College Management Systems Using A.I., in: *International Research Journal of Engineering and Technology*, Vol. 4, No. 11, S. 2030-2033.
- Brandtzaeg, P.B./Følstad, A. (2017): Why People Use Chatbots, in: *Proceedings of the 4th International Conference on Internet Science (INSCI 2017)*, Thessaloniki, S. 377-392.
- Burbach, L./Halbach, P./Plettenberg, N./Nakayama, J./Ziefle, M./Valdez, A.C. (2019): „Hey, Siri“, „Ok, Google“, „Alexa“ – Acceptance-Relevant Factors of Virtual Voice-Assistants, in: *Proceedings of the IEEE International Professional Communication Conference (ProComm)*, Aachen, S. 101-111.
- Cardona, D.R./Werth, O./Schönborn, S./Breitner, M.H. (2019): A Mixed Methods Analysis of the Adoption and Diffusion of Chatbot Technology in the German Insurance Sector, in: *Proceedings of the 25th Americas Conference on Information System (AMCIS)*, Cancun, S. 1-10.
- Cellan-Jones, R. (2014): Stephen Hawking Warns Artificial Intelligence Could End Mankind, <https://www.bbc.com/news/technology-30290540> (Zugriff am 07.09.2020).
- Compeau, D.R./Higgins, C.A. (1995): Computer Self-Efficacy – Development of a Measure and Initial Test, in: *MIS Quarterly*, Vol. 19, No. 2, S. 189-211.
- Coskun-Setirek, A./Mardikyan, S. (2017): Understanding the Adoption of Voice Activated Personal Assistants, in: *International Journal of E-Services and Mobile Applications*, Vol. 9, No. 3, S. 1-21.
- Dale, R. (2016): The Return of the Chatbot, in: *Natural Language Engineering*, Vol. 22, No. 5, S. 811-817.
- Davis, F.D. (1986): A Technology Acceptance Model for Empirically Testing New End-User Information Systems – Theory and Results, Massachusetts.
- Davis, F.D. (1989): Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology, in: *MIS Quarterly*, Vol. 13, No. 3, S. 319-340.

- Davis, F.D./Bagozzi, R.P./Warshaw, P.R. (1989): User Acceptance of Computer Technology – A Comparison of the Theoretical Models, in: *Management Science*, Vol. 35, No. 8, S. 982-1003.
- Drift (2020): The Ultimate Guide to Chatbots – What Is a Chatbot?, <https://www.drift.com/learn/chatbot/> (Zugriff am 16.07.2020).
- Dudler, L. (2020): Wenn Bots übernehmen – Chatbots im Recruiting, in: Verhoeven, T. (Hrsg.): *Digitalisierung im Recruiting – Wie sich Recruiting durch künstliche Intelligenz, Algorithmen und Bots verändert*, Wiesbaden, S. 101-111.
- Ewers, K./Baier, D./Höhn, N. (2020): Siri, Do I like You? Digital Voice Assistants and Their Acceptance by Consumers, in: *Journal of Service Management Research*, Vol. 4, No. 1, S. 52-66.
- Fishbein, M./Ajzen, I. (1975): *Belief, Attitude, Intention and Behavior – An Introduction to Theory and Research*, Massachusetts.
- Følstad, A./Nordheim, C.B./Björkli, C.A. (2018): What Makes Users Trust a Chatbot for Customer Service? An Exploratory Interview Study, in: *Proceedings of the 5th International Conference on Internet Science (INSCI 2018)*, St. Petersburg, S. 194-208.
- Geeb, F. (2007): Chatbots in der praktischen Fachlexikographie und Terminologie, in: *LDV-Forum*, Vol. 22, No. 1, S. 51-70.
- Gentsch, P. (2019): *AI in Marketing, Sales and Service*, Cham.
- Golem (2018): Weitere Details über Googles Anrufassistenten, <https://www.golem.de/news/google-duplex-weitere-details-ueber-googles-anrufassistenten-1805-134480.html> (Zugriff am 07.09.2020).
- Grand View Research (2017): Chatbot Market Size Worth \$1.25 Billion by 2025, <https://www.grandviewresearch.com/press-release/global-chatbot-market> (Zugriff am 01.07.2020).
- Hartwick, J./Barki H. (1994): Explaining the Role of User Participation in Information System Use, in: *Management Science*, Vol. 40, No. 4, S. 440-465.
- Hecker, F. (1997): Die Akzeptanz und Durchsetzung von Systemtechnologien – Marktbeileiligung und Diffusion am Beispiel der Verkehrstelematik, Saarbrücken.
- Jänisch, R. (2018): Chatbot vs. Sprachassistenten – Was Unternehmen brauchen, <https://www.iox.bot/chatbots-vs-sprachassistenten-was-unternehmen-brauchen> (Zugriff am 01.07.2020).
- Jänisch, R. (2019): E-Commerce Chatbot – Wie er Sales & Conversions erhöht, <https://www.iox.bot/e-commerce-chatbot-erhoht-sales-conversions> (Zugriff am 07.09.2020).

- Jockisch, M. (2010): Das Technologieakzeptanzmodell – Die verhaltenswissenschaftliche Modellierung von Beziehungsstrukturen mit latenten Konstrukten am Beispiel von Benutzerakzeptanz, in: Bandow, G./Holzmüller, H.H. (Hrsg.): „Das ist gar kein Modell!“ Unterschiedliche Modelle und Modellierungen in Betriebswirtschaftslehre und Ingenieurwissenschaften, Wiesbaden, S. 233-254.
- Joshi, N. (2018): Yes, Chatbots and Virtual Assistants are Different, <https://www.forbes.com/sites/cognitiveworld/2018/12/23/yes-chatbots-and-virtual-assistants-are-different/#3bdd9af76d7d> (Zugriff am 24.07.2020).
- Kidd, C. (2019): Chatbot vs. Virtual Agent – What’s the Difference?, <https://www.bmc.com/blogs/chatbot-vs-virtual-agent> (Zugriff am 24.07.2020).
- Kittl, C. (2009): Kundenakzeptanz und Geschäftsrelevanz – Erfolgsfaktoren für Geschäftsmodelle in der digitalen Wirtschaft, Wiesbaden.
- Laumer, S./Maier, C./Gubler, F.T. (2019): Chatbot Acceptance in Healthcare – Explaining User Adoption of Conversational Agents for Disease Diagnosis, in: Proceedings of the 27th European Conference on Information Systems (ECIS), Stockholm/Uppsala, S. 1-18.
- Luber, S./Litzel, N. (2018): Was ist ein Chatbot?, <https://www.bigdata-insider.de/was-ist-ein-chatbot-a-690591> (Zugriff am 14.07.2020).
- Meyer von Wolff, R./Hobert, S./Schumann, M. (2019): How May I Help You? State of the Art and Open Research Questions for Chatbots at the Digital Workplace, in: Proceedings of the 52nd Hawaii International Conference on System Science 2019, Wailea, Maui, S. 95-104.
- Meyer-Waarden, L./Pavone, G./Poocharontou, T./Prayatsup, P./Ratinaud, M./Tison, A./Torné, S. (2020): How Service Quality Influences Customer Acceptance and Usage of Chatbots?, in: Journal of Service Management Research, Vol. 4, No. 1, S. 35-51.
- McLean, G./Osei-Frimpong, K. (2019): Hey Alexa ... Examine the Variables Influencing the Use of Artificial Intelligent In-Home Voice Assistants, in: Computers in Human Behavior, Vol. 99, S. 28-37.
- Milchrahm, E. (2002): Entwicklung eines Modells zu Akzeptanzproblematik von Informationstechnologie, in: Hammwöhner, R./Wolff, C./Womser-Hacker, C. (Hrsg.): Information und Mobilität – Optimierung und Vermeidung von Mobilität durch Information, Proceedings des 8. Internationalen Symposiums für Informationswissenschaft (ISI 2002), Regensburg, S. 27-44.
- Miller, G. (2016): Bots, Chatbots and Artificial Intelligence – What the Evolution Is All aBot (About)?, <https://chatbotnewsdaily.com/bots-chatbots-and-artificial-intelligence-what-the-evolution-is-all-abot-about-a7e148dd067d> (Zugriff am 13.07.2020).
- Moore, G.C./Benbasat, I. (1991): Development of an Instrument to Measure the Perceptions of Adopting an Information Technology Innovation, in: Information Systems Research, Vol. 2, No. 3, S. 192-222.

- Müller, L./Mattke, J./Maier, C./Weitzel, T./Graser, H. (2019): Chatbot Acceptance – A Latent Profile Analysis on Individuals' Trust in Conversational Agents, in: Proceedings of the 2019 Computers and People Research Conference (SIGMIS CPR'19), Nashville, S. 35-42.
- Nagels, P. (2017): Facebook musste AI abschalten, die „Geheimsprache“ entwickelt hat, <https://www.welt.de/kmpkt/article167102506/Facebook-musste-AI-abschalten-die-Geheimsprache-entwickelt-hat.html> (Zugriff am 07.09.2020).
- Nasirian, F./Ahmadian, M./Lee, O.-K. (2017): AI-based Voice Assistant Systems – Evaluating from the Interaction and Trust Perspective, in: Proceedings of the 23rd Americas Conference on Information Systems, Boston, S. 1-10.
- Pise, R. (2018): Chatbot Market Size Is Set to Exceed USD 1.34 Billion by 2024, <https://www.clickz.com/chatbot-market-size-is-set-to-exceed-usd-1-34-billion-by-2024/21518> (Zugriff am 13.07.2020).
- Richad, R./Vivensius, V./Sfenrianto, S./Kaburuan, E.R. (2019): Analysis of Factors Influencing Millennial's Technology Acceptance of Chatbot in the Banking Industry in Indonesia, in: International Journal of Civil Engineering and Technology, Vol. 10, No. 4, S. 1270-1281.
- Rietz, T./Benke, I./Maedche, A. (2019): The Impact of Anthropomorphic and Functional Chatbot Design Features in Enterprise Collaboration Systems on User Acceptance, in: Proceedings of the 14th International Conference on Wirtschaftsinformatik (2019), Siegen.
- Scheuer, D. (2020): Akzeptanz von Künstlicher Intelligenz – Grundlagen intelligenter KI-Assistenten und deren vertrauensvolle Nutzung, Wiesbaden.
- Simon, B. (2001): Wissensmedien im Bildungssektor – Eine Akzeptanzuntersuchung an Hochschulen, Wien.
- Stucki, T./D'Onofrio, S./Portmann, E. (2018): Chatbot – Der digitale Helfer im Unternehmen – Praxisbeispiele der Schweizerischen Post, in: HMD, 55 Jg., Nr. 4, S. 725-747.
- Thim, C. (2017): Technologieakzeptanz in Organisationen, Potsdam.
- Tversky, A./Kahneman, D. (1974): Judgement Under Uncertainty – Heuristics and Biases, in: Science, Vol. 185, No. 4157, S. 1124-1131.
- Rixecker, K. (2017): The Art of the Deal – Facebook-KI lernt zu lügen, um ihren Willen zu bekommen, <https://t3n.de/news/facebook-ki-flunkerei-830978> (Zugriff am 07.09.2020).
- Van Eeuwen, M. (2017): Mobile Conversational Commerce – Messenger Chatbots as the Next Interface Between Businesses and Consumers, <http://purl.utwente.nl/essays/71706> (Zugriff am 23.06.2020).
- Van der Goot, M.J./Pilgrim, T. (2020): Exploring Age Differences in Motivations for and Acceptance of Chatbot Communications in a Customer Service Context, in: Følstad, A./Araujo, T./Papadopoulos, S./Law, E.L.-C./Granmo, O.-C./Luger, E./Brandtzaeg, P.B. (Hrsg.): Chatbot Research and Design, Cham, S. 173-186.

- Venkatesh, V. (2000): Determinants of Perceived Ease of Use – Integrating Control, Intrinsic Motivation, and Emotion into the Technology Acceptance Model, in: *Information Systems Research*, Vol. 11, No. 4, S. 342-365.
- Venkatesh, V./Bala, H. (2008): Technology Acceptance Model 3 and a Research Agenda on Interventions, in: *Decision Science*, Vol. 39, No. 2, S. 273-315.
- Venkatesh, V./Davis, F.D. (1996): A Model of the Antecedents of Perceived Ease of Use – Development and Test, in: *Decision Science*, Vol. 27, No. 3, S. 451-481.
- Venkatesh, V./Davis, F.D. (2000): A Theoretical Extension of the Technology Acceptance Model – Four Longitudinal Field Studies, in: *Management Science*, Vol. 46, No. 2, S. 186-204.
- Venkatesh, V./Morris, M.G./Davis, G.B./Davis, F.D. (2003): User Acceptance of Information Technology – Toward a Unified View, in: *MIS Quarterly*, Vol. 27, No. 3, S. 425-478.
- Venkatesh, V./Thong, J.Y.L./Xu, X. (2012): Consumer Acceptance and Use of Information Technology – Extending the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology, in: *MIS Quarterly*, Vol. 36, No. 1, S. 157-178.
- Völkle, C./Planing, P. (2019): Digital Automation of Customer Contact Processes – An Empirical Research on Customer Acceptance of Different Chatbot Use-cases, in: Lochmahr, A./Müller, P./Planing, P./Popović, T. (Hrsg.): *Digitalen Wandel gestalten*, Wiesbaden, S. 217-229.
- Webster, J./Martocchio, J.J. (1992): Microcomputer Playfulness – Development of a Measure with Workplace Implications, in: *MIS Quarterly*, Vol. 16, No. 2, S. 201-226.
- Weizenbaum, J. (1966): ELIZA – A Computer Program for the Study of Natural Language Communication Between Man and Machine, in: *Communications of the ACM*, Vol. 9, No. 1, S. 36-45.
- Wilde, T. (2018): Customer Engagement mit Chatbots und Collaboration Bots – Vorgehen, Chancen und Risiken zum Einsatz von Bots in Service und Marketing, in: Gentsch, P. (Hrsg.): *Künstliche Intelligenz für Sales, Marketing und Service – Mit AI und Bots zu einem Algorithmic Business*, Wiesbaden, S. 138-149.



Jens Hogleve and Frederica Janotta

What Drives the Acceptance of Urban Air Mobility – A Qualitative Analysis

1. Mobility in Transition
2. Theoretical Foundation – Technology Acceptance Research
 - 2.1 Technology Acceptance Models
 - 2.2 Current State of Research
 - 2.2.1 State of Research on AV Acceptance
 - 2.2.2 State of Research on the Acceptance of Unmanned Aerial Vehicles
3. A Qualitative Analysis of Factors Influencing UAM Acceptance
 - 3.1 Methodology
 - 3.2 Sample and Data Collection
 - 3.3 Coding Procedure
4. Results and Discussion
 - 4.1 Factors Influencing UAM Adoption
 - 4.1.1 Individual Factors
 - 4.1.2 Particularities of the Technology
 - 4.1.3 Safety-Related Aspects
 - 4.1.4 Quality and Convenience Aspects of the Service
 - 4.1.5 Service Accessibility
 - 4.2 Disentangling Drivers and Barriers of UAV Adoption
5. Management Implications
6. Limitations and Research Outlook

References

Prof. Dr. *Jens Hogleve* holds the Chair of Service Management at the Catholic University Eichstätt-Ingolstadt. *Frederica Janotta*, M.Sc., is a doctoral student at the Chair of Service Management at the Catholic University Eichstätt-Ingolstadt. The authors thank Julia Pauly for her support in conducting the qualitative interviews.

1. Mobility in Transition

“Mobility is the lifeblood of our cities and essential to sustaining urban life by moving people and goods around” (Cachay et al. 2018, p. 29). With this statement, Cachay et al. (2018) underline urban mobility’s central role for society. However, due to continuing urbanization and growing populations, urban mobility is currently among the greatest challenges facing cities (Poulton 2019). These developments require new, safe, and efficient transport modes for urban areas (Corwin et al. 2016; Hutchins/Hook 2017). Innovative transport modes enabled by advances in automation and artificial intelligence may offer solutions. One possibility to alleviate the strain of urban traffic is including the airspace above a city as a transport route – a concept referred to as *Urban Air Mobility* (UAM) (Straubinger/Rothfeld 2018). In this context, unmanned drones, so-called *Unmanned Aerial Vehicles* (UAV), offer various applications, from the transport of parcels or medical goods to passenger transport and even aerial surveillance (Booz Allen Hamilton Inc. 2018b). In addition to autonomous control, most drones are characterized by vertical take-off and landing; their ability to take off from and land on small, designated vertiports makes them a particularly suitable means of transport in urban areas (Guffarth/Lintel-Höping 2018; Brauchle et al. 2019). In addition, most drone concepts focus on fully electric or hybrid-electric propulsion (Patterson et al. 2018) which is why this type of vehicle is often called eVTOL – “electric vertical take-off and landing” (Guffarth/Lintel-Höping 2018, p. 2).

Unmanned drones offer significant advantages compared to existing alternatives in passenger transport: by flying over busy roads and avoiding traffic jams, they can reach urban destinations more quickly, thus significantly reducing travel time (Baur et al. 2018; Brauchle et al. 2019). In addition, air taxis are expected to provide more individualized and flexible travel (Holden/Goel 2016) and to reduce air pollution (Brauchle et al. 2019). As a result of UAMs’ independence from ground-based infrastructure and the air environment’s lower complexity, current assumptions suggest that autonomous flying could be introduced even before fully autonomous driving (Guffarth/Lintel-Höping 2018). However, before urban air travel becomes available in modern cities, several barriers must be overcome. Besides establishing appropriate infrastructure and developing regulations, acceptance of this technology by potential users – as well as society’s acceptance in general – is among the central challenges (Booz Allen Hamilton Inc. 2018b; Lineberger et al. 2018).

To date, research in the context of urban air mobility has mainly focused on vehicle design and technological aspects (e.g., Holden/Goel 2016), operational concepts (e.g., Hansman/Vascik 2016; Nneji et al. 2017), infrastructure requirements (e.g., Vascik/Hansman 2017; Daskilewicz et al. 2018), and, more recently, public acceptance (Yedavalli/Mooberry 2019). While public acceptance is of key importance in the context of Urban Air Mobility

(Thippavong et al. 2018), ultimately – as with any new technology – the service’s success will depend on widespread acceptance among potential users, which is why understanding the factors influencing consumer adoption is crucial (Taherdoost 2018; Brauchle et al. 2019). However, to date, few studies have investigated individual acceptance of Urban Air Mobility (Clothier et al. 2015; Yedavalli/Mooberry 2019; Al Haddad et al. 2020). Currently, there is a lack of studies providing a thorough understanding of relevant drivers and barriers for usage intentions, as well as underlying motives. Our study addresses this apparent gap in the literature by conducting an exploratory qualitative study, thus providing a deeper understanding of the specific factors affecting the adoption and usage of Urban Air Mobility services. Therefore, our study aims to answer the following research questions:

- (1) What are the relevant factors influencing individual acceptance of Urban Air Mobility services?
- (2) Which of these factors act as drivers of user adoption, and which act as barriers?

To answer these questions, we first review the existing literature on the acceptance of automated transport technologies. Since research on factors influencing the acceptance of Urban Air Mobility is limited, we also refer to studies investigating automated vehicle adoption. Following our review, we conduct a qualitative study to develop a deeper understanding of the relevant acceptance factors in the context of autonomous shared urban air mobility services. The qualitative approach seems suitable for this case because it allows for a deeper understanding of new phenomena by providing rich insights into consumer attitudes and underlying motives (Lamnek/Krell 2016).

2. Theoretical Foundation – Technology Acceptance Research

2.1 Technology Acceptance Models

Understanding relevant determinants of technology adoption has long been the main interest of technology acceptance research, gaining an impetus through the seminal work of Davis et al. (1989), whose study of technology usage of information systems led to the development of the basic *Technology Acceptance Model* (TAM). This model represents a framework for investigating user acceptance of new technologies by identifying factors that influence the user’s decision to adopt the focal technology. The original TAM by Davis et al. (1989) is based on two main constructs: the focal technology’s perceived usefulness (PU) and perceived ease of use (PEU). PU describes the extent to which the user believes technology usage would enhance his or her job performance, whereas PEU describes the degree to which the user believes that using the technology requires effort. Together, these factors determine the user’s attitude towards using the technology – which,

in turn, determines the behavioral intention (BI) to use the system. BI, finally, determines the actual usage of the system (Davis et al. 1989).

Davis's original version of the Technology Acceptance Model has since been extended over time through the addition of further determinants, leading to a variety of Technology Acceptance Models. Building on eight existing acceptance models, including TAM, Venkatesh et al. (2003) developed the *Unified Theory of Acceptance and Use of Technology* (UTAUT). According to UTAUT, four factors influence usage intention and actual usage: performance expectancy, effort expectancy, social influence, and facilitating conditions (Venkatesh et al. 2003). Meanwhile, gender, age, experience, and voluntariness moderate these constructs' impact (Venkatesh et al. 2003).

With the emergence of automation as a new topic of interest in research, new technology acceptance models – such as the *Automation Acceptance Model* (AAM) proposed by Ghazizadeh et al. (2012) – have emphasized the importance of trust in determining usage intentions and adoption. Similarly, Zhang et al. (2019) focused especially on initial trust in their autonomous vehicle acceptance model, arguing that initial trust can be improved by enhancing perceived usefulness or by reducing perceived safety risk associated with automated vehicles. These models form the basis of our qualitative analysis in Chapter 4.

2.2 Current State of Research

Research on UAM acceptance remains scarce, and few studies have focused on consumer adoption of urban air mobility services. Therefore, the following review of the current state of research includes studies on *societal acceptance of aerial vehicles*, as well as on the acceptance of automation in transport in the *context of automated vehicles*. Although autonomous driving should not be equated with autonomous flying, both technologies represent autonomous mobility concepts that do not require human operators (Dumitrescu et al. 2018). Accordingly, both concepts entail users entrusting their personal safety to fully automated vehicles (Hutchins/Hook 2017). Therefore, consistent with Straubinger et al. (2019), it is assumed that factors influencing user acceptance of autonomous driving can provide first indications regarding the factors influencing UAM acceptance.

2.2.1 State of Research on AV Acceptance

A review of the existing literature on automated vehicle acceptance showed that most studies have focused on privately owned automated vehicles. Few studies have examined relevant determinants of AV adoption in the context of shared automated vehicles, which more closely relates to the expected usage scenario of autonomous drones for passenger transport.

Overall, our review showed that in addition to the factors known from TAM, *perceived usefulness* and *perceived ease of use* (Choi/Ji 2015; Hein et al. 2018; Koul/Eydgahi 2018), *trust* is particularly important in determining usage intentions (Ghazizadeh et al. 2012; Benleulmi/Blecker 2017; Panagiotopoulos/Dimitrakopoulos 2018; Zhang et al. 2019). Additionally, *social influence* can positively affect the acceptance of autonomous driving (Hein et al. 2018; Panagiotopoulos/Dimitrakopoulos 2018). The belief that *friends or family* would use an autonomous car influences consumers' probability of considering such usage as well (Panagiotopoulos/Dimitrakopoulos 2018). Moreover, Kaur and Rampersad (2018) identified concerns regarding *privacy protection* as a relevant determinant of driverless vehicle acceptance: since autonomous vehicles could transmit users' location as well as their travel habits, protecting users' privacy is essential. Similarly, *data-related risks* associated with autonomous vehicle technology – such as unauthorized third parties gaining access to the system – represent a further barrier to user acceptance (Benleulmi/Blecker 2017; Hein et al. 2018).

Since passenger drones will likely be deployed in a shared service setting, insights from studies on the acceptance of shared autonomous vehicles are of particular interest. For example, Merat et al. (2017) emphasized the importance of the *willingness to share the vehicle* with a stranger in the sharing context. Especially sitting in a confined space with unknown people could lead to discomfort and a negative usage decision regarding shared autonomous vehicle services. The absence of a driver, in contrast to regular car sharing, can intensify this discomfort and significantly hinder acceptance. Furthermore, the authors pointed out that service *price* plays a crucial role in the acceptance of autonomous shared mobility. Other factors that may positively influence shared autonomous vehicle acceptance and usage include vehicle characteristics such as *comfort* or *cleanliness* (Merat et al. 2017).

2.2.2 State of Research on the Acceptance of Unmanned Aerial Vehicles

In a recent study, Al Haddad et al. (2020) investigated factors affecting UAM adoption and usage. The study focused primarily on respondents' attitudes and, to a lesser extent, service attributes associated with UAM (Al Haddad et al. 2020). As a result of the study, the authors propose a TAM for disruptive transport technologies (Al Haddad et al. 2020). This model shows that the factors *perceived usefulness*, *social behavior*, *value of time*, *ethical and data-related concerns*, and *costs* have a significant impact on behavioral intention to use a drone. Additionally, the authors emphasized the crucial role of *trust* in fostering usage intentions. *Trust* is positively influenced by a vehicle's *perceived safety*, *perceived loss of control*, *prior experience* with automation, and the autonomous vehicle's *reliability*. External factors as *socio-demographic variables* and the *affinity to autonomous technology* also determine the intention to use a drone (Al Haddad et al. 2020). Al Haddad et al. (2020) concluded that *trust* and *security* are key components of UAM acceptance, reflected in the intention to use the technology.

Two earlier studies investigated factors that induce travelers to switch their usual means of transport to air taxis. In their study, Peeta et al. (2008) identified the *location of the vehicle platform* as an important prerequisite for the usage of on-demand UAM. In this regard, the *accessibility of the site* and the *connection to other means of transport* are particularly important. *Travel distance* also plays a role in potential users' decision-making: UAM is preferred over other means of transport when a long distance must be covered, since travel time savings are increased. In addition, the *price* of the service is another decisive factor for usage decisions (Peeta et al. 2008).

Fu et al. (2019) recently explored user preferences in the context of four alternative transport modes, including conventional (private car and public transportation) as well as autonomous modes (autonomous ground-based taxi and autonomous air taxi). The results suggest that *travel time*, *cost*, and *safety* are the most critical factors in determining UAM adoption. Similar to previous studies in the context of automated driving, socio-demographics were found to be highly relevant for UAM usage intentions. Younger individuals, as well as older individuals with above-average household incomes, were more likely to adopt UAM.

Nevertheless, our review of existing research results showed that research focusing on autonomous passenger drones' user acceptance is very limited. To address this gap, we conducted a qualitative study in order to gain deeper insights into the relevant drivers and barriers of technology adoption in the context of Urban Air Mobility.

3. A Qualitative Analysis of Factors Influencing UAM Acceptance

3.1 Methodology

To identify relevant factors influencing individual acceptance of UAM services, we applied a qualitative research approach in the form of problem-centered interviews. The main advantage of problem-centered interviews is their open yet structured approach, which is particularly suitable for investigating explorative research questions (Hölzl 1994; Adler et al. 2012). This research approach aims “to record individual attitudes and subjective perceptions as unbiased as possible” (Witzel 2000, p. 2).

We used an interview guide to ensure comparability between interviews. After an introduction to the topic, participants were first asked about their mobility behavior and general knowledge level about autonomous flying. To create a uniform understanding of the UAM concept, an introductory video and an objective description of Urban Air Mobility were presented. Finally, the main part of the interview focused on the expected advantages and

disadvantages of UAM services, as well as questions regarding aspects of and conditions for individual usage intentions.

3.2 Sample and Data Collection

The sample was selected using a non-randomized procedure (Kromrey et al. 2016). Because socio-demographic factors, such as age and gender, can influence the acceptance of technologies, care was taken to ensure that the sample's age and gender distribution was as balanced as possible. Following Glaser and Strauss (1967), who assume a sufficiently large sample when theoretical saturation is reached and conducting further interviews generates no new findings, our data collection concluded with the 30th interview. The sample comprised 15 women and 15 men. Interview participants were between 19 and 61 years of age, with an average age of 35. Data collection was conducted from mid-August to mid-September of 2019.

3.3 Coding Procedure

The transcribed interviews were analyzed using qualitative content analysis, as defined by Mayring (2016). This method combines a deductive and an inductive approach to category formation, and is particularly suitable for evaluating problem-centered interview material (Mayring 2016). MAXQDA software, version 18.2.0, was used to code the interview transcripts.

First, the main thematic categories were deductively defined using the structure of the interview guide, and sub-categories were then assigned. A coding scheme was developed to ensure consistency. Next, the appropriate text passages from the transcribed interview material were coded. New categories that emerged during coding were added to the coding scheme. In this way, an iterative mode of coding was adopted. After coding about 50 percent of the text material, the developed categories and subcategories were re-examined and partly re-combined. A coding guideline was compiled, including coding rules as well as definitions and sample quotes for each category. Finally, all interview material was coded using the category system.

4. Results and Discussion

4.1 Factors Influencing UAM Adoption

By analyzing recurring themes in the interview transcripts, 25 relevant factors influencing the acceptance of Urban Air Mobility were identified. These factors were assigned to two superordinate dimensions: *user-specific* and *service-specific*. User-specific acceptance factors are influenced by personality, environment, or prior experience. Service-specific acceptance factors, on the other hand, directly relate to the service and can, therefore, be directly influenced by service providers. Service-specific factors were divided into four sub-categories, according to the context or aspects of UAM services to which they pertained. Figure 1 provides an overview of the resulting five categories, as well as the respective factors assigned to each category, which will be described in the following section.

Factors influencing the Acceptance of Urban Air Mobility				
> Individual Factors	> Particularities of the Technology	> Safety-related Aspects	> Quality & Convenience Aspects	> Service Accessibility
Peer Influence	Reduced Travel Time	Technical Safety	Reliability	Pricing
Familiarity with the Concept	Comfort	Presence of Others	Quality of the Ride	Location & Accessibility of Drone Port
Attitude towards Technology	Activities during Flight	Trustworthiness of Provider	Processing Time	Route Network
Age	Flexibility	Security Operator	Luggage Transport	Booking Procedure
	Environmental Impact	Security Check		Availability
	Adverse Impacts	Technical Admission		
Beyond the Control of the Service Provider	Within the Control of the Service Provider			

Figure 1: Overview of Influence Factors

4.1.1 Individual Factors

The results of our interviews showed that there are several influence factors pertaining to each user’s social environment or individual characteristics. The first category, therefore, includes all factors innate to the individual user.

Peer Influence: Nineteen interviewees stated that their social environments could influence their decisions to use autonomous drones. Especially when peers had already had positive experiences, this background would positively influence respondents’ acceptance and usage of UAM services. One interviewee said, “*Well, I would only do it on recommendation: if someone tells me about it – for example a colleague at work or maybe my family – and is very enthusiastic about it I think I would try it, too.*”

Familiarity with the Concept: A currently low level of knowledge and a lack of experience with the technology would discourage 22 interviewees from using UAM. Some participants stated that more transparent communication regarding the technology and its characteristics would be helpful for the acceptance of autonomous drones. In this context, one interviewee commented, “*You don’t really hear anything about it in the public media.*” These interviewees would particularly like to receive safety information, possible test results from pilot flights, and information on prototypes and the general development status of UAM.

Attitude towards Technology: Personal attitudes toward new technologies, and toward flying in particular, play a decisive role in usage intentions. Ten interviewees noted that they generally liked to try out and use new technologies and would, therefore, also like to try UAM. One interviewee said, “*I am generally very enthusiastic about technology and open-minded. I would try it out immediately.*” Conversely, uneasiness in the context of flying and new technologies, as well as a fear of heights, can present obstacles to usage. Another interviewee pointed out, “*Well, I think some people are simply afraid of flying. They would never use a service like that.*”

Age: Potential users’ age was also considered a possible influence factor by participants in our study. It was emphasized that older people in particular could be skeptical or afraid of contact with the new technology. One interviewee explained, “*I could imagine that the older generation is even a bit more skeptical than the younger generation, for example, I am quite sure that my parents would be hesitant to use it.*”

Essentially, we perceived that peer influence and familiarity with the concept play a crucial role in user acceptance; however, aspects within this category are deeply personal and typically vary greatly for each user.

4.1.2 Particularities of the Technology

The second category includes particularities of UAM services related to the technology’s distinct characteristics.

Reduced Travel Time: 27 interviewees stressed *travel time* as a central aspect of usage decisions. Interviewees considered faster arrival at a destination because of direct air travel, the resulting time savings, and the possibility of avoiding traffic jams to be central advantages.

Comfort: 15 interviewees mentioned increased comfort as another key advantage of UAM. Interviewees expected that traveling via UAV would be less stressful than conventional travel and that they would, therefore, arrive at their destination relaxed. One interviewee said, “*It is a very comfortable way of getting around because I don’t have to do anything, I don’t have to pay attention to anything and I can just sit down and get to where I want to go as quickly as possible.*” A gain in comfort was also cited because UAVs would eliminate users’ need to search for an available parking space. Some interviewees also felt

that the fairly exclusive atmosphere in a drone, because of its low number of passengers, would provide increased comfort compared to existing public transport options.

Activities during Flight: Additionally, interviewees regarded the possibility of pursuing other activities within the autonomous drone during flight as an important advantage of UAM versus existing means of transport. Unlike UAM, existing options either require concentration on road traffic or often allow only limited alternative activities during travel due to the general conditions of being surrounded by a large number of other passengers.

Flexibility: Flexibility was viewed as another important advantage of passenger drones, potentially influencing usage intentions. Interviewees assumed that passenger drones would enable more flexible mobility overall, in terms of both departure times and routes. The ability to select routes flexibly and individually presented an additional argument for usage to some interviewees. One participant said, *“Compared to buses, for example, you might be a little more flexible if you fly in pairs, or only with three or four other people.”*

Environmental Impact: Nine interviewees emphasized UAVs’ positive contribution to environmental protection due to electrical propulsion as a relevant consideration in their usage decisions. One interviewee explained, *“Another advantage is that they are electrically operated; i.e., they have no emissions and thus protect the environment. I see this as a clear advantage over cars with combustion engines.”*

Adverse Impacts: Conversely, UAM’s undesirable effects on the environment and third parties could adversely influence usage intentions. Some interviewees feared that other people might feel harassed by UAVs. One respondent explained, *“Let’s take the current example: we have had e-scooters in Nuremberg for two weeks now. If I imagine what will happen if a large city is flooded with autonomous drones in a similar density... I don’t want to live in such a city anymore. I’d feel my quality of life would be reduced.”* Additionally, interviewees cited possible aircraft noise and impairments to birds’ well-being as concerns that could deter passenger drone usage.

A closer look at the aspects included in this category showed that most of the factors mentioned here pertain to unique characteristics of UAM services, such as reduced travel time, as well as increased comfort and convenience. However, the latter two aspects in this category, environmental impact and adverse impacts, reveal that potential customers not only consider the UAM services’ unique benefits but also the technology’s possible impacts on the environment and society as a whole.

4.1.3 Safety-Related Aspects

Safety was a major issue in all 30 of our interviews, which is mirrored in the third category, which compiles influence factors pertaining to safety-related aspects of UAM.

Technical Safety: Overall, technical safety was the most frequently mentioned influencing factor. Some respondents emphasized the fact that autonomous control could virtually

eliminate human error and accident risk. However, the majority of interviewees expressed safety concerns. In this regard, respondents were concerned about system crashes, collisions with other drones, and software errors. A further concern was unauthorized third parties' malicious access to UAVs. One interviewee commented, *"What worries me is the fact that criminals from could hack into the systems and then take control of the drone."* In general, respondents mentioned concerns about trusting the technology and relying on automated systems. Some respondents also expressed a fear of losing control. Drones' lack of pilot control and users' unfamiliarity with this situation caused unease among some interviewees. One interviewee said, *"I find it completely creepy flying with something like that, with it being unmanned."*

Presence of Others: While the majority of interviewees compared drone flights to other public transport and stated that they would have no reservations about sharing a drone with other people, even strangers, seven respondents stated that traveling with strangers in a drone would be an obstacle for them. Among other things, fear of a potential attack by fellow travelers played a crucial role here. As one interviewee explained, *"You sit in there with strangers. That can also be dangerous. You can't just get out of the vehicle or jump out quickly if the other person attacks you. That's scary to me."* On the other hand, several interviewees commented that they would feel more comfortable during initial drone flights if they were not flying alone. One respondent stated, *"Flying all alone, that would be terrible and frightening for me. To be at the mercy of the drone, knowing I'm in there all by myself, up in the air, that would be terrifying for me. I think I would be quite happy if someone else was there with me."*

Trustworthiness of Service Provider: 16 respondents stated that the brand or provider of an autonomous drone and the related services would play a role in their decision for or against the use of the drone. These respondents stated that they would associate experience, security, and trust with established brands. One interviewee commented, *"I think the company's reputation would play a role for me. So, if it's Audi or Bosch, or a company that has been around for a long time and you know that they deliver high-quality products, then I would trust them more than a company you've never heard of – even though they may be very good in that area."*

Security Operator: 14 interviewees would welcome the possibility of establishing a connection with a pilot or contact person on the ground, at least by pressing a button. One interviewee added, *"Always knowing that someone is approachable would help."* Two respondents stated that they would feel safer, especially in the beginning of their UAM experience, if a pilot were on board.

Security Check: Another relevant factor for UAM service use was security checks. One interviewee emphasized, *"It must be ensured that only people who have a ticket and who won't do anything stupid on the flight get up there."*

Technical Admission: Seven interviewees discussed an autonomous drone's official approval as a possible influencing factor. These interviewees would only use a drone if it were certified and approved by a licensing authority in Germany. Approval from German

authorities was associated with trust, based on the assumption that only safe systems are approved. One interviewee stressed, *“At least if it is approved in Germany ... then I would trust it and use it.”*

In sum, the factors within this category underlined the importance of safety aspects and specific measures, such as installing a security operator, in order to convey a sense of security to users in the UAM context.

4.1.4 Quality and Convenience Aspects of the Service

This category includes factors related to the perceived quality of the service experience as well as the convenience of steps along the service process as experienced by the user.

Reliability: 13 respondents addressed service reliability. These participants saw a great advantage to UAM versus other means of transport regarding their ability to more precisely plan their arrival. One interviewee commented, *“You can really calculate that, we can say we’ll leave at 10:00 a.m. and be there at quarter past 10:00, and I would find that a strong advantage.”* Lack of punctuality, flight delays, and cancellations would deter potential users from using UAM services.

Quality of the Ride: Flight quality was another potential influencing factor that eight interviewees addressed. A smooth ride, without jerky movements, would be essential for their acceptance of an autonomous drone. One interviewee added, *“I mean, if you feel shaky in there and just uneasy, then I think you are likely to be discouraged from using it again.”*

Processing Time: Linked to security checks, five interviewees mentioned processing time at the drone port as a relevant influencing factor. Long processing times due to the boarding process and security checks present obstacles for some users, especially if the route distance or flight is relatively short and, therefore, a relatively long time would be lost. One interviewee explained, *“If the check-in process is very time-consuming and you have to check in like you do on a plane, and need to be screened, then that is a very high expenditure of time. The ratio must be right.”*

Luggage Transport: Four interviewees addressed luggage transport. An inability to bring luggage would make these interview participants reconsider using UAM services. One interviewee said, *“If I cannot take my suitcase with me to the airport, then that’s a problem.”*

Some of the factors within this category – such as processing time and luggage transport – indicated the importance of designing efficient, customer-oriented service processes in the passenger transport context. Potential customers would factor time investments for the process, before and after the actual flight, into their usage decision. Unsurprisingly, quality indicators as service reliability significantly influence consumers’ usage intentions.

4.1.5 Service Accessibility

The final category includes factors related to the accessibility of UAM services.

Pricing: 29 interviewees mentioned ticket prices for autonomous drone flights as a relevant influencing factor. The main consideration here was the price-performance ratio: the price would need to be reasonable in relation to the time saved by a drone flight compared to other means of transport. One interviewee explained, *“If it is very expensive, then it would not be an option for me at all. And, of course, I compare the price with that for public transport.”* Some interviewees expressed a higher willingness to pay for UAM than alternative means of transport if a drone flight guaranteed significant time savings.

Location and Accessibility of Drone Ports: The accessibility of the drone port, using other means of transport for arrival and departure, played a significant role in usage decisions for 21 interviewees. A central location for the drone port was particularly important. In addition, interviewees mentioned that the time required to reach the drone port would need to be reasonable in relation to UAM travel time. One respondent explained: *“If I have to travel forever to get to such a stop, then it is of no value to me – especially if the flight itself would not take that long.”* The possibility of ordering a drone to individual departure points would make UAM more attractive to interviewees.

Route Network: The available route network represented an important influencing factor for many respondents. In addition to important connections within a city, interviewees also considered connections between cities to be favorable, making UAM useful for short leisure trips over the weekend.

Booking Procedure: Besides the process at the drone port, respondents also mentioned the booking process as a potential influencing factor for user acceptance of autonomous drones. One interviewee explained, *“Of course, the booking must not be too complicated and cumbersome, otherwise it will rather discourage users from using the service.”*

Availability: In addition to reliability, respondents also discussed seat availability within an autonomous drone. Interviewees stated that they would expect to get a seat whenever they reached a drone port. One interviewee commented: *“With the S-Bahn, you can assume that you can always squeeze in. A lot has to happen to make that impossible. But in the case of a drone, when there are only a few seats available, the availability must be guaranteed.”* Two participants mentioned that insights into the booking situation would be helpful in this regard.

The factors within this category pertained to both financial and physical accessibility of the service, underlining the importance of strategically built technical and physical infrastructure to promote usage intentions.

4.2 Disentangling Drivers and Barriers of UAV Adoption

In this section, we address our second research question by disentangling the identified influence factors into drivers and barriers of UAM acceptance, according to their respective effects on adoption decisions. Drivers can be regarded as “Pull”-factors, instilling an intrinsic interest in the technology and encouraging consumers to use UAM. Barriers, on the other hand, can be viewed as “Push”-factors that can sway users in one direction or another. If service providers fail to meet users’ standards of expectations regarding these factors, they will work as a barrier, preventing users from adopting the service. However, even if expectations can be met, Push-factors will never suffice in convincing users to adopt UAM because they do not have equal significance to them as Pull-factors. Rather, they can be seen as basic requirements that must be fulfilled for potential users to even consider using the service. Figure 2 provides an overview of the identified influence factors, as well as their assignments to the broader categories of drivers and barriers.

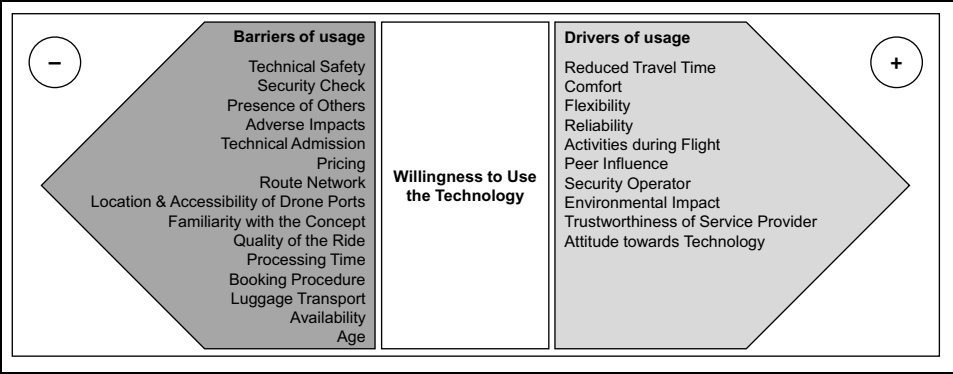


Figure 2: Drivers and Barriers of UAM Adoption

Possible drivers of user acceptance of autonomous drones pertain to the specific advantages of Urban Air Mobility that are inherent to the technology. On the one hand, the *short travel time* compared to other modes of transport, as well as UAVs’ *comfort*, *flexibility*, *reliability*, and possibility to pursue other *activities during the flight*, were seen as significant advantages to UAM that may motivate usage of this new mode of transport. Our interviews revealed that the shorter travel time and resulting time savings were UAM’s most important advantages from potential users’ perspective, and they were also the main motivation for using UAM. This finding also coincides with the results of other studies (Cachay et al. 2018; Brauchle et al. 2019). An additional driver of autonomous drone acceptance is *peer influence*. Friends or family’s positive experiences with the technology would motivate potential users to use UAM themselves. Furthermore, the *trustworthiness of the provider* was mentioned as a possible influencing factor for accepting autonomous drones. Our interviewees associated trust and experience with well-known

manufacturers. Especially at the beginning of users' introduction to autonomous drones, the presence of a security operator – whether in-person or on the ground – would be an additional driver for autonomous flying acceptance. Al Haddad et al. (2020) shared a similar result in their study, finding that safety concerns – expressed in the desire for in-vehicle surveillance cameras and an operator's presence on the ground – play an inhibiting role in UAM adoption. As we mentioned above, many respondents assumed that drones' electrical propulsion would make them a more *environmentally friendly* alternative to means of transport with combustion engines; the possibility of more environmentally friendly travel would motivate some users to use UAM services. Finally, our results showed that a *positive attitude* about new technologies in general can motivate potential users to use UAM.

However, some of the factors respondents identified may act as barriers to accepting UAM services. The most frequently mentioned factor was *safety*. Concerns about the possible risk of accidents, but also skepticism toward autonomous control and the possibility of hacker attacks, would discourage interviewees from using UAM services. This factor was also identified in previous studies (e.g., Al Haddad et al. 2020). In this context, a drone's approval and *certification* from German authorities was a basic prerequisite for interviewees because of their association with security and trust; a lack of common test marks would be a relevant usage obstacle. Another potential barrier was *possible interference with uninvolved third parties* – for example, through noise levels, too-low flight altitudes, flying over private property, or excessive drone presence in the sky. A fear that UAM would impair other people's quality of life could have a negative impact on acceptance. Adverse effects for third parties are a concern for both potential users and society, as a comparison with studies on the social acceptance of autonomous drones shows (Yedavalli/Mooberry 2019). Our interviews also revealed that when *price* is perceived to be unreasonable in relation to performance, it represents a significant barrier to UAM service usage. It should be emphasized that the majority of respondents would expect an autonomous drone flight not to be significantly more expensive than existing public transport alternatives.

Regarding personal influence factors, users' *age* also plays a role in autonomous drone acceptance. The literature has already discussed this socio-demographic factor's possible influence. However, notably, young interviewees mentioned a higher age as a presumed possible barrier, and older interviewees confirmed this factor as a barrier for themselves.

Personal *familiarity* with the concept of autonomous drones, gained through test simulations or further information, can positively influence acceptance by removing or limiting possible safety concerns (Xu et al. 2018). However, a lack of familiarity with the concept – which seems to prevail currently – is a major barrier.

In addition, several aspects of the service itself can act as barriers, including jerky flights, complicated *booking processes*, long *processes at a drone port*, and strict regulations regarding *baggage transport* in a drone. *Drone ports' location and connection* can also be relevant barriers to user acceptance of autonomous drones. This factor depends on the drone port's location and accessibility, using existing public transport options. The same

concern applies to UAM *route networks* and *availability*: unfavorable routes or poor service availability could act as barriers to UAM service use. A lack of *security checks* for fellow travelers could also act as a barrier.

Flying with strangers in an autonomous drone represents a special case in the sense that this factor cannot clearly be labeled as either a driver of or a barrier to UAM adoption. While some interviewees described other people's presence as positive, other interviewees mentioned a fear of physical attacks, which could lead to rejecting the technology. This factor is, therefore, viewed as a barrier.

Our results enhance existing research by providing rich insights into not only the possible drivers and barriers of UAM adoption but also potential users' personal perceptions and underlying motives. For UAM to succeed, a well-considered design is essential – especially addressing the factors we have identified as potential barriers. Most interviewees stated that they could imagine, in principle, using an autonomous drone in the future. Nevertheless, our results reveal relevant barriers that must be overcome in order to ensure a successful market launch of future UAM services. For this reason, the following section provides recommendations for action for UAM stakeholders.

5. Management Implications

The individual factors we have identified influencing UAM adoption provide initial information about a potential target group for UAM services, as well as indications for adequate marketing strategies. In accordance with existing studies, the results of our interviews indicate that a *focus on tech-savvy customers and business professionals* may be promising since these users can be regarded as UAM services' primary target group. Furthermore, our interviews underlined the *personal social environment's importance* in the context of the usage decision. Service providers can use this effect to their advantage by designing a marketing strategy that specifically focuses on promoting word-of-mouth.

As the influencing factor "familiarity" shows, early access to the technology is essential for later acceptance. Making unmanned drones and their associated services *more tangible to potential users at an early stage* would, therefore, be advantageous – giving potential users an opportunity to become familiar with this new technology and transport mode. This advantage can be achieved through not only traditional advertising measures but also through road shows, product demonstrations, and test flights. Such events could address existing security concerns regarding hacking, as well as technical questions. *Informational events* would enable potential users to familiarize themselves with the subject matter and the technology even before its market launch. Besides one-off events, establishing permanent information points – such as inner-city showrooms – could be helpful. A first pilot project took place in Ingolstadt, Germany, in the autumn and winter of 2019. Within the scope of a research project funded by the German Federal Ministry of Transport and digital

Infrastructure (grant no. 45 UAS 1011 A), a pop-up store called “VERTIKAL” was established in a former retail shop. The project aimed to provide fundamental information about advances in Urban Air Mobility and related projects in Germany. Several public talks, panel discussions, and workshops brought different stakeholders together, including representatives of the municipal administration, manufacturers, and the general public (Katholische Universität Eichstätt-Ingolstadt 2020). Further projects of this nature would help foster awareness of the possible benefits and impacts of UAM and encourage a dialog between different stakeholders. Thus, they can help decrease reservations and improve knowledge and acceptance of the technology.

Further, our interviews showed that safety-related fears and aspects of the technology are the most important barriers to UAM adoption. Several managerial implications can be derived from this insight, relating both to early-stage communication with potential users and – at a later stage – aspects of the services offered. Informational events are suitable for reducing uncertainties and reservations at an early stage, as we described above. During such events, interested parties should have an opportunity to learn more about drone technology, its mode of operation, and the potential effects of UAM services. Moreover, they can also experience autonomous drones live. Such informational events can help mitigate potential users’ uncertainties in the run-up to a market launch. Our interviews also showed that, regarding service providers, potential users differentiate between young, still-unknown companies and established companies. *Established manufacturers* – such as Airbus, for example – enjoy higher trust levels among potential users. Due to their lack of prominence and reputation, young companies or start-ups should, therefore, focus even more on clearly communicating security-related aspects and measures undertaken to ensure safety of UAM operation. In addition, seeking alliances with incumbent companies may be a promising strategy for young companies and service providers upon market entry. Several studies and practical examples have indicated that alliances with more salient partners often exert spillover effects on lesser-known allies, leading to more favorable consumer perceptions of the latter (Simonin/Ruth 1998).

Regarding their design and implementation of UAM services, service providers must convey to potential users that they are taking adequate measures to ensure users’ safety during unmanned drone flights. As the results of our interviews suggest, the presence of on-the-ground *security operators* to supervise UAVs can greatly reduce safety concerns among potential users, especially in the initial period after market launch. This provision could become less relevant over time as users become more accustomed to the technology. In addition, security checks before users enter a drone can alleviate concerns about incidents and assaults with other passengers during flight. In this regard, providing insights into the processes of verifying new customers before accessing the service could be a fruitful way of showing customers that sound measures are undertaken in order to ensure their safety.

Influencing factors in the category of particularities of UAM represent key advantages of UAM versus other forms of mobility. As our results have shown, these particularities of the technology can act as key drivers for UAM acceptance. They should, therefore, be highlighted in service providers’ *marketing messages*. A direct comparison of individual

features compared to other mobility alternatives could also be promising. Our interviews revealed that significant uncertainty remained among interviewees regarding the possible negative effects of autonomous drones in urban spaces on other road users and city dwellers. Marketing messages should also address and, if possible, refute such negative side effects as noise pollution and privacy issues. This recommendation also fits very well with the desire expressed by many interviewees for greater transparency regarding the supposed consequences of this new and still unknown technology.

Potential influence factors relating to service quality included reliability, quality of the ride, processing time at the drone port, and luggage transport. Especially the latter three factors can be considered hygiene factors in the context of UAM services. These findings indicate that service providers should pay particular attention to *designing efficient, customer-friendly service processes* (booking, baggage transport, security checks, etc.) in order not to deter potential users with cumbersome processes. Service blueprinting has been shown to offer an ideal approach to designing customer-friendly services that are omnichannel or involve multiple touchpoints, as is the case for UAM services (Fließ/Klein-altenkamp 2004). Similarly, customer journey mapping can help visualize the steps a customer takes along the service process. Visualizing and analyzing the customer journey will help identify obstacles and weak points in the service process. Based on these insights, a superior customer experience can be designed.

Aspects of the service's accessibility also play a special role in the intended usage of UAM services. The most important of these aspects is *UAM service fares*. Our interviews showed that potential users would not only pay attention to the relation of price to the service offered but also evaluate prices in relation to the price-performance ratios of existing means of transport. Providers should, therefore, ensure *competitiveness* with other offers. Furthermore, pricing schemes depending on the number of passengers on board the drone may be useful since some interviewees mentioned a higher willingness to pay for flying alone. In addition, aspects of the service's physical accessibility also play an important role in usage decisions. Therefore, when planning UAM infrastructure, care should be taken to ensure that drone ports are built strategically, at essential locations in cities that provide very good connections with other means of transport. According to our interview results, users will only consider UAM services if they can easily and quickly reach drone ports. This finding illustrates the increasing importance of *interconnecting different transport modes* and of closer cooperation among stakeholders. In addition to ensuring drone ports' accessibility, the booking process should be efficient and transparent. Various payment options should also be considered.

6. Limitations and Research Outlook

This article provides important insights into relevant drivers and barriers to the acceptance of Urban Air Mobility (UAM) services, as well as potential users' underlying motivations. However, the study's chosen approach and explorative character also entail some limitations. Specifically, limitations result from the characteristics and size of our selected sample. With an average interviewee age of 35 years, relatively more young people have been interviewed, which means that the findings described above may not represent older generations. Although this research was deliberately designed as an explorative study, future studies should seek to produce generalizable results. Therefore, we recommend conducting a *quantitative study* on the factors influencing autonomous drone acceptance in order to obtain generalizable statements, on the one hand, and empirically confirm the influencing factors identified in this study, on the other hand. A subsequent quantitative study can generate insights into correlations between the identified motivations and barriers of technology adoption and, in particular, show the influence factors' different weights.

Additionally, limitations result from the delineation of the object of our investigation. This work focused on investigating user acceptance of autonomous passenger drones and related services. However, since both *social and individual acceptance* play a role in successfully implementing autonomous drones, we recommend a study that considers both levels. In addition, the different potential applications of autonomous passenger drones – air taxi, air metro, and air shuttle – should be examined individually with regard to the factors influencing acceptance. In this way, specific implications for each usage application can be derived.

The few previous studies on UAM acceptance have mostly referred to existing studies on automated driving acceptance, due to the similarity between the two technologies and the few UAM studies available to date. The results of our study, however, revealed significant differences between the relevant factors influencing the acceptance of UAM and automated driving. Ease of use – just one example – has been revealed as an important factor influencing usage intentions in various contexts, including automated driving, but it was not a discussion topic in our qualitative exploration. Therefore, future studies in the UAM context should test the *influence factors that technology acceptance research has already established*. A better understanding of the specific differences and motivations among potential UAM users is important in deriving appropriate measures to foster the acceptance of UAM technology and services.

References

- Al Haddad, C./Chaniotakis, E./Straubinger, A./Plötner, K./Antoniu, C. (2020): Factors Affecting the Adoption and Use of Urban Air Mobility, in: *Transportation Research Part A Policy And Practice*, Vol. 132, No. 1, pp. 696-712.
- Baur, S./Dyskin, A./Hormulenko, A./Martinez, N./Schickram, S. (2018): Urban Air Mobility The Rise of a New Mode of Transportation, https://www.rolandberger.com/publications/publication_pdf/Roland_Berger_Urban_Air_Mobility.pdf (retrieved on 07.05.2019).
- Benleulmi, A.Z./Blecker, T. (2017): Investigating the Factors Influencing the Acceptance of Fully Autonomous Cars, in: *Proceedings of the Hamburg International Conference of Logistics*, Hamburg, pp. 98-115.
- Booz Allen Hamilton Inc. (2018 a): UAM Market Study - Technical Out Brief, <https://ntrs.nasa.gov/archive/nasa/casi.ntrs.nasa.gov/20190000517.pdf> (retrieved on 05.06.2019).
- Booz Allen Hamilton Inc. (2018 b): Urban Air Mobility (UAM) Market Study, <https://ntrs.nasa.gov/archive/nasa/casi.ntrs.nasa.gov/20190001472.pdf>, (retrieved on 07.05.2019).
- Brauchle, A./Guffarth, D./Hofmeister, J./Kirbeci, M. (2019): Urban Air Mobility Study Report 2019 Business between Sky and Earth, https://www.horvath-partners.com/fileadmin/horvath-partners.com/assets/05_Media_Center/PDFs/Studien-PDFs_fuer_MAT-Download/2019_HuP_Studie_Urban_Air_Mobility_g.pdf (retrieved on 07.05.2019).
- Cachay, J./Grandl, G./Doppler, S./Ostgathe, M./Salib, J./Ross, H./Detert, J./Kallenberg, R. (2018): The Future of Vertical Mobility – Sizing the Market for Passenger, Inspection, and Goods Services until 2035, <https://fedotov.co/wp-content/uploads/2018/03/Future-of-Vertical-Mobility.pdf> (retrieved on 07.05.2019).
- Choi, J.K./Ji, Y.G. (2015): Investigating the Importance of Trust on Adopting an Autonomous Vehicle, in: *International Journal of Human-Computer Interaction*, Vol. 31, No. 10, pp. 692-702.
- Corwin, S./Jameson, N./Willigmann, P. (2016): The Future of Mobility: What's Next? – Tomorrow's Mobility Ecosystem - and How to Succeed in it, https://www2.deloitte.com/content/dam/insights/us/articles/3367_Future-of-mobility-whats-next/DUP_Future-of-mobility-whats-next.pdf (retrieved on 20.11.2019).
- Daskilewicz, M./German, B./Warren, M./Garrow, L.A./Boddupalli, S.-S./Douthat, T.H. (2018): Progress in Vertiport Placement and Estimating Aircraft Range Requirements for eVTOL Daily Commuting, in: *Proceedings of 18th AIAA Aviation Technology, Integration and Operations Conference*, Atlanta, pp. 1-11.

- Davis, F.D./Bagozzi, R.P./Warshaw, P.R. (1989): User Acceptance of Computer Technology – A Comparison of Two Theoretical Models, in: *Management Science*, Vol. 35, No. 8, pp. 982-1003.
- Dumitrescu, R./Gausemeier, J./Slusallek, P./Cieslik, S./Demme, G./Falkowski, T./Hoffmann, H./Kadner, S./Reinhart, F./Westermann, T./Winter, J. (2018): "Autonome Systeme" Studien zum deutschen Innovationssystem Nr. 13-2018, https://www.e-fi.de/fileadmin/Innovationsstudien_2018/StuDIS_13_2018.pdf (retrieved on 08.12.2019).
- Fließ, S./Kleinaltenkamp, M. (2004): Blueprinting the Service Company Managing Service Processes Efficiently, in: *Journal of Business Research*, Vol. 57, No. 4, pp. 392-404.
- Fu, M./Rothfeld, R./Antoniou, C. (2019): Exploring Preferences for Transportation Modes in an Urban Air Mobility Environment Munich Case Study, in: *Transportation Research Record*, Vol. 2673, No. 10, pp. 1-16.
- Ghazizadeh, M./Lee, J.D./Boyle, L.N. (2012): Extending the Technology Acceptance Model to Assess Automation, in: *Cognition, Technology and Work*, Vol. 14, No. 1, pp. 39-49.
- Glaser, B.G./Strauss, A.L. (1967): *The Discovery of Grounded Theory Strategies for Qualitative Research*, New York.
- Guffarth, D./Lintel-Höping, M. (2018): "Mobilitätsplattformen heben ab" Mit autonom fliegenden Vehikeln in die dritte Dimension, in: Horváth und Partner (Ed.), <https://www.horvath-partners.com/de/media-center/white-paper/mobilitaetsplattformen-heben-ab/> (retrieved on 07.05.2019).
- Hein, D./Rauschnabel, P./He, J./Richter, L./Ivens, B. (2018): What Drives the Adoption of Autonomous Cars?, in: *Proceedings of the 39th International Conference on Information Systems*, San Francisco, pp. 1-17.
- Holden, J./Goel, N. (2016): Fast-Forwarding to a Future of On-Demand Urban Air Transportation, <https://www.uber.com/elevate.pdf/> (retrieved on 08.05.2019).
- Hölzl, E. (1994): Qualitative Interview, in: *Arbeitskreis Qualitative Sozialforschung* (Ed.): *Verführung zum qualitativen Forschen – Eine Methodenauswahl*, Vienna, pp. 61-68.
- Hutchins, N./Hook, L. (2017): Technology Acceptance Model for Safety Critical Autonomous Transportation Systems, in: *Proceedings of the IEEE/AIAA 36th Digital Avionics Systems Conference*, St. Petersburg, USA, pp. 1-5.
- Katholische Universität Eichstätt-Ingolstadt (2020): *Gesellschaftliche Akzeptanz und Bürgerintegration im Rahmen von Urban Air Mobility – GABi*, <https://www.ku.de/wfi/dlm/forschung/projekte> (retrieved on 07.08.2020).
- Kaur, K./Rampersad, G. (2018): Trust in Driverless Cars – Investigating Key Factors Influencing the Adoption of Driverless Cars, in: *Journal of Engineering and Technology Management*, Vol. 48, No. 1, pp. 87-96.

- Koul, S./Eydgahi, A. (2018): Utilizing Technology Acceptance Model (TAM) for Driverless Car Technology Adoption, in: *Journal of Technology Management and Innovation*, Vol. 13, No. 4, pp. 37-46.
- Kromrey, H./Roose, J./Strübing, J. (2016): *Empirische Sozialforschung Modelle und Methoden der standardisierten Datenerhebung und Datenauswertung mit Annotationen aus qualitativ-interpretativer Perspektive*, 13th ed., Constance.
- Lamnek, S./Krell, C. (2016): *Qualitative Sozialforschung*, 6th ed., Weinheim.
- Lineberger, R./Hussain, A./Mehra, S./Pankratz, D. (2018): Elevating the Future of Mobility Passenger Drones and Flying Cars, <https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/nl/Documents/consumer-business/deloitte-nl-cip-elevating-the-future-of-mobility.pdf> (retrieved on 04.07.2019).
- Mayring, P. (2015): *Qualitative Inhaltsanalyse – Grundlagen und Techniken*, 12th ed., Weinheim.
- Merat, N./Madigan, R./Nordhoff, S. (2017): Human Factors, User Requirements, and User Acceptance of Ride-Sharing in Automated Vehicles, in: *Discussion Paper of International Transport Forum 2017*, Paris, pp. 1-28.
- Morrison, M. (2017): Besser, nicht schneller – Zukunft der Mobilität, <https://www.zeit.de/mobilitaet/2017-11/zukunft-mobilitaet-entschleunigung-dekarbonisierung-vernetzung> (Zugriff am 16.11.2019).
- Panagiotopoulos, I./Dimitrakopoulos, G. (2018): An Empirical Investigation on Consumers' Intentions Towards Autonomous Driving, in: *Transportation Research Part C Emerging Technologies*, Vol. 95, No. 1, pp. 773-784.
- Patterson, M./Antcliff, K.R./Kohlman, L. (2018): A Proposed Approach to Studying Urban Air Mobility Missions Including an Initial Exploration of Mission Requirements, in: *Proceedings of the 74th Annual AHS International Forum and Technology Display*, Phoenix, pp. 1-19.
- Peeta, S./Paz, A./DeLaurentis, D. (2008): Stated Preference Analysis of a New Very Light Jet Based On-Demand Air Service, in: *Transportation Research Part A Policy and Practice*, Vol. 42, No. 4, pp. 629-645.
- Poulton, G. (2019): Startups Are Pioneering a New Industry That's Looking to Take Short-Distance Travel to the Skies, <https://www.rolandberger.com/nl/Point-of-View/Looking-at-the-future-of-urban-air-mobility.html> (retrieved on 17.11.2019).
- Simonin, B.L./Ruth, J.A. (1998): Is a Company Known by the Company It Keeps? Assessing the Spillover Effects of Brand Alliances on Consumer Brand Attitudes, in: *Journal of Marketing Research*, Vol. 35, No. 1, pp. 30-42.
- Straubinger, A./Kluge, U./Fu, M./Al Haddad, C./Ploetner, K.O./Antoniou, C. (2020): Identifying Demand and Acceptance Drivers for User Friendly Urban Air Mobility Introduction, in: Müller, B./Meyer, G. (Eds.): *Towards User-Centric Transport in Europe 2*, pp. 117-134.

- Straubinger, A./Rothfeld, R. (2018): Identification of Relevant Aspects for Personal Air Transport System Integration in Urban Mobility Modelling, in: Proceedings of the 7th Transport Research Arena TRA 2018, Vienna, pp. 1-10.
- Straubinger, A./Rothfeld, R./Shamiyeh, M./Büchter, K.-D./Kaiser, J./Ploetner, K.O. (2019): An Overview of Current Research and Developments in Urban Air Mobility Setting the Scene for UAM Introduction, in: Proceedings of the 23rd World Conference of Air Transport Research Society, Amsterdam, pp. 1-17.
- Taherdoost, H. (2018): A Review of Technology Acceptance and Adoption Models and Theories, in: *Procedia Manufacturing*, Vol. 22, No. 1, pp. 960-967.
- Thippavong, D.P./Apaza, R./Barmore, B./Battiste, V./Burian, B./Dao, Q./Feary, M./Go, S./Goodrich, K.H./Homola, J./Idris, H.R./Kopardekar, P.H./Lachter, J.B./Neogi, N.A./Ng, H.K./Oseguera-Lohr, R.M./Patterson, M.D./Verma, S.A. (2018): Urban Air Mobility Airspace Integration Concepts and Considerations, in: Proceedings of the 18th AIAA Aviation Technology, Integration and Operations Conference, Atlanta, pp. 1-16.
- Vascik, P.D./Hansman, R.J. (2017): System-Level Analysis of on Demand Mobility for Aviation, <https://core.ac.uk/download/pdf/78074191.pdf> (retrieved on 05.12.2019).
- Venkatesh, V./Davis, F.D. (2000): A Theoretical Extension of the Technology Acceptance Model Four Longitudinal Field Studies, in: *Management Science*, Vol. 46, No. 2, pp. 186-204.
- Venkatesh, V./Morris, M.G./Davis, G.B./Davis, F.D. (2003): User Acceptance of Information Technology Toward a Unified View, in: *Management Information Systems Quarterly*, Vol. 27, No. 3, pp. 425-478.
- Witzel, A. (2000): Das problemzentrierte Interview, in: *Forum Qualitative Sozialforschung*, Vol. 1, No. 1, pp. 1-13.
- Xu, Z./Zhang, K./Min, H./Wang, Z./Zhao, X./Liu, P. (2018): What Drives People to Accept Automated Vehicles? Findings from a Field Experiment, in: *Transportation Research Part C Emerging Technologies*, Vol. 95, No. 1, pp. 320-334.
- Yedavalli, P./Mooberry, J. (2019): An Assessment of Public Perception of Urban Air Mobility (UAM), https://storage.googleapis.com/blueprint/AirbusUTM_Full_Community_PerceptionStudy.pdf (retrieved on 20.07.2019).
- Zhang, T./Tao, D./Qu, X./Zhang, X./Lin, R./Zhang, W. (2019): The Roles of Initial Trust and Perceived Risk in Public's Acceptance of Automated Vehicles, in: *Transportation Research Part C Emerging Technologies*, Vol. 98, No. 1, pp. 207-220.

3. Gestaltung von Kundeninteraktion im KI-Kontext



Michael Leyer

Integration von Künstlicher Intelligenz in Dienstleistungen aus Kundenperspektive

1. Einleitung
2. Konzeptionelle Grundlagen
 - 2.1 Künstliche Intelligenz
 - 2.2 Dienstleistungsangebote aus Kundenperspektive
3. Künstliche Intelligenz in Dienstleistungsangeboten
 - 3.1 Klassifikationen
 - 3.2 Möglichkeiten der Gestaltung von Dienstleistungsangeboten
4. Akzeptanz von Künstlicher Intelligenz durch Kunden
5. Ethische Beurteilung von Künstlicher Intelligenz in Dienstleistungsangeboten
6. Fazit und Ausblick

Literaturverzeichnis

Prof. Dr. *Michael Leyer* ist Professor für Service Operations an der Universität Rostock sowie Adjunct Professor an der Queensland University of Technology in Brisbane, Australien.

1. Einleitung

Künstliche Intelligenz (KI) hält langsam aber sicher Einzug in Dienstleistungsangebote von Unternehmen (Newell/Marabelli 2015). Auf der einen Seite werden schon länger im Einsatz befindliche automatisierte, regelbasierte Systeme mit Künstlicher Intelligenz erweitert. Dies bekommen Kunden aber oft nicht mit, da es im Hintergrund der Abwicklung von Dienstleistungen passiert. Auf der anderen Seite gibt es mehr Angebote, in denen Formen von Künstlicher Intelligenz für Kunden wahrnehmbar im Kontext von Dienstleistungen angeboten werden. Ein besonders prominentes Beispiel ist „Alexa“, die Dienstleistungen wie die Musiksteuerung aber auch Bestellungen bei Amazon ermöglicht. Allerdings gibt es immer mehr „aktive“ Künstliche Intelligenz, d. h., es findet eine Interaktion zwischen Kunden und Künstlicher Intelligenz in Dienstleistungskontexten statt (Gal/Elkin-Koren 2017).

Der Beitrag konzeptualisiert Künstliche Intelligenz in der Rolle eines neuen Akteurs, der mit seinen Eigenschaften andere Interaktionsmöglichkeiten mit Kunden bietet. Mit dieser Rolle können Kunden und Mitarbeitende zusammen einen Wert in Dienstleistungen schaffen, der sich allerdings abhängig von verschiedenen Dienstleistungskontexten anders darstellt. Im Weiteren wird darauf eingegangen, wie sich die Zusammenarbeit mit etablierten Akteuren unterscheidet, empirische Evidenz aus der Akzeptanz und Wahrnehmung von Menschen wird präsentiert und die ethische Bewertung von KI aus der gewählten Perspektive wird dargestellt.

Vor diesem Hintergrund ist es Ziel dieses Beitrags, die Möglichkeiten der *Integration von KI in Dienstleistungen* als eine neue Form von Akteuren aufzuzeigen und zu analysieren. Dafür werden im Folgenden die konzeptionellen Grundlagen zu den Themen KI und den Dienstleistungsangeboten aus Kundenperspektive dargestellt. Danach erfolgt eine Betrachtung von KI im Kontext von Dienstleistungsangeboten. Dazu werden relevante Klassifikationen aufgezeigt und daraus resultierende Rollen und Interaktionsmöglichkeiten von KI abgeleitet. Auf dieser Basis wird die Akzeptanz von KI durch Kunden diskutiert und anhand eines empirischen Beispiels verdeutlicht. Auf dieser Grundlage werden Möglichkeiten der Gestaltung von Dienstleistungsangeboten diskutiert. Abschließend findet eine ethische Beurteilung von KI in Dienstleistungsangeboten statt. Der Artikel schließt mit einem Fazit und Ausblick.

2. Konzeptionelle Grundlagen

In diesem Abschnitt werden die konzeptionellen Grundlagen von Künstlicher Intelligenz im Kontext des Einsatzes in Dienstleistungsangeboten dargestellt. Dazu wird aus technischer Sicht Künstliche Intelligenz von anderen Systemarten abgegrenzt, wofür die wesentlichen Unterschiede beschrieben werden. Von der inhaltlichen Seite wird beschrieben, wie Kunden in Dienstleistungsangebote integriert sind. Damit werden die Grundlagen für die Einbindung von Künstlicher Intelligenz in bestehende Interaktionsschemata zwischen Kunden und Anbietern geschaffen.

2.1 Künstliche Intelligenz

Der Anstieg verfügbarer Rechenleistung hat dazu geführt, dass KI-fähige Software zunehmend verfügbar geworden ist. Damit wurde ein neuer Typ von Software in der breiten Anwendung verfügbar, der sich von herkömmlicher Software unterscheidet (Martin 2019; Raisch/Krakowski 2020). KI-fähige Software besteht wie herkömmliche Software aus *Regeln*, mit deren Ausführung ein definiertes Ziel effizient und logisch erreicht werden soll (Ng 2016). Der grundlegende Unterschied zwischen KI-fähiger Software und in Standardsoftware implementierten Algorithmen liegt in der Fähigkeit von KI, aus großen Datenmengen mit unterschiedlichen Formaten und Zeiträumen zu lernen und aus diesen Daten *eigene Schlussfolgerungen* zu ziehen (Zuboff 2019). Die Verarbeitung dieser Daten muss nicht im Voraus programmiert werden, sondern kann im Laufe der Zeit aus einem maschinellen Lernprozess hervorgehen (Kellogg et al. 2020). Basierend auf diesem Lernmechanismus kann KI-fähige Software eine eigene Darstellung eines Entscheidungsproblems entwickeln sowie eigene Schlussfolgerungen zur Erreichung der besten Ergebnisse in Bezug auf ein definiertes Ziel liefern (Dietvorst et al. 2015).

Wenn KI-fähige Software von Dienstleistungsanbietern genutzt wird, agiert die Software als Ausführender im Namen des Anbieters. Als solche ist KI-fähige Software eine technologische Einheit mit Entscheidungskompetenzen und übernimmt eine neue Rolle (vergleichen z. B. mit Mitarbeitenden). Im Vergleich zu herkömmlicher Software kann KI-fähige Software nicht nur zur Entscheidungsunterstützung verwendet werden, sondern auch eigenständig *Entscheidungen* treffen. Damit unterscheidet KI sich wesentlich von herkömmlicher Software.

Während grundlegende Aspekte wie Motivation, Rationalität und Gedächtnis ähnlich sind oder sich von herkömmlicher Software und KI-fähiger Software kaum unterscheiden (Alexander et al. 2018), können Unterschiede in Bezug auf Entscheidungskriterien und -präferenzen, Ethik und Nachvollziehbarkeit festgestellt werden. Eine wichtige Unterscheidung betrifft die *Entscheidungskriterien* und *Präferenzen*. Solche Kriterien und Präferenzen sind bei Menschen oft flexibel, für herkömmliche Software fest definiert, unterliegen jedoch aufgrund der Lernfunktionen von KI einem rationalen Aktualisierungs-

prozess. Die Lernfunktionen basieren auf „*Machine Learning*“, die Änderungen der Entscheidungsparameter und -regeln anhand der verarbeiteten Daten steuert. KI-fähige Software kann sich so an neue Situationen anpassen und eigene Entscheidungen treffen. Dabei geht das Lernen über zuvor definierte und programmierte Entscheidungsregeln hinaus und KI-fähige Software entwickelt eine eigene Konzeption von Aufgaben (Burrell 2016). Solche Konzeptionen bauen auf der Lernfähigkeit von KI auf und ermöglichen die flexiblere Ausführung ähnlicher Aufgaben mit Variationen innerhalb definierter Grenzen. Im Vergleich dazu beschränkt sich herkömmliche Software auf die Entscheidungsunterstützung, bei der Menschen Entscheidungen treffen und diese zur automatischen Ausführung an Software übergeben (Burton et al. 2020).

Bezogen auf die *Ethik*, wird diese in traditioneller Software von Programmierern festgelegt, während KI-fähige Software von der ursprünglichen normativen Sichtweise abweichen kann, wenn sich dies aus den im Lernprozess berücksichtigten Daten ergibt (Martin 2019). Darüber hinaus legen Programmierer die Verfahren zur Berechnung von Ergebnissen in herkömmlicher Software fest, während selbst die Entwickler von KI-fähiger Software häufig nicht wissen, wie die Software Ergebnisse ableitet (Burrell 2016). Dies verschiebt die *Rechenschaftspflicht* des Benutzers auf den Entwickler, wenn voreingenommene oder unbeabsichtigte Ergebnisse zu Fehlern führen.

Insgesamt unterscheidet sich KI-fähige Software grundlegend von herkömmlicher Software, was zu einer neuen Rolle gegenüber Kunden in Dienstleistungsangeboten führt, an die Anbieter Entscheidungsunterstützungsaktivitäten sowie Entscheidungsprozesse delegieren können. Von Kunden wird diese neue Rolle allerdings in vielen Kontexten wahrgenommen und durchaus anders akzeptiert als traditionelle Software (z. B. Self-Services) oder Menschen.

2.2 Dienstleistungsangebote aus Kundenperspektive

Aus der Perspektive von Kunden werden Dienstleistungsangebote als Möglichkeiten wahrgenommen, die Durchführung der Erfüllung von Bedürfnissen auszulagern (Mickelsson 2013). Die *Bedürfnisse von Menschen* lassen sich dabei in verschiedene Kategorien unterteilen (Leyer et al. 2016): (1) Wohlergehen, (2) Bildung, (3) Arbeit, (4) Hausarbeit, (5) Freizeit, (6) Fortbewegung, (7) Individuelle Organisation, (8) Beschaffung, (9) Informationssammlung und (10) Selbstdarstellung.

Menschen können oder wollen die notwendigen Aktivitäten zur Erfüllung ihrer Bedürfnisse in den jeweiligen Kategorien nicht selber ausführen und werden damit zu Kunden für Dienstleistungsanbieter. Dabei integrieren Menschen die verfügbaren Angebote in ihre Lebenswelt (Heinonen et al. 2010). Das bedeutet, dass Menschen entscheiden, *wann* und *wie* sie Angebote in der Durchführung der notwendigen Prozesse zur Erfüllung ihrer Bedürfnisse nutzen (Mickelsson 2013). So können einzelne Prozesse komplett ausgelagert werden (z. B. Pauschalreise), während für andere Prozesse nur eine gezielte Auslagerung

eines Prozessschrittes erfolgt (z. B. Flugbuchung für eine Reise). Die Wahl eines Dienstleistungsanbieters hängt dabei davon ab, ob das Angebot praktikabel ist (z. B. einfach für Kunden durchführbar oder mit anderen Dienstleistungsangeboten kompatibel ist), qualitativ den Erwartungen von Kunden und deren preislichen Vorstellungen entspricht.

Die Vorgehensweise für das *Treffen einer Entscheidung* für oder gegen eine Auslagerung einer oder mehrerer Aktivitäten an Dienstleistungsanbieter erfolgt üblicherweise nach einem festen Schema (Dörner/Schaub 1994; Gonzalez et al. 2003). In Phase 1 wird die Entscheidung vorbereitet. Dazu wird das Ziel festgelegt, mögliche Optionen durch das Durchsuchen von Daten zu sammeln und zu bewerten. In Phase 2, der Ausführung der Entscheidung, wird eine bestimmte Option ausgewählt und die Entscheidung ausgeführt. In Phase 3 werden die Ergebnisse der Entscheidung bewertet. Dafür wird das wahrgenommene Feedback erfasst, das mit dem Ergebnis einer Entscheidung verbunden ist, und fließt in zukünftige, ähnliche Entscheidungen ein.

Die Integration von Dienstleistungsangeboten in Kundenprozesse führt dabei zu einer Interaktion mit dem Dienstleistungsanbieter nicht nur für den Vertragsabschluss, sondern auch in der *Leistungserstellung*. Die Leistungserstellung von Seiten des Dienstleistungsanbieters übernehmen ausführende Einheiten des Anbieters, wie einzelne Mitarbeitende, Teams, Software (mit Künstlicher Intelligenz) aber auch Gegenstände. Wenn notwendig, können Dienstleistungsanbieter darüber hinaus auch mit anderen Anbietern kooperieren und Übergabepunkte für Kunden gestalten oder Kunden koordinieren selber, wie sie verschiedene Anbieter miteinander in ihre Prozesse integrieren.

3. Künstliche Intelligenz in Dienstleistungsangeboten

In diesem Abschnitt werden die Möglichkeiten der Integration von KI in Dienstleistungsangeboten aufgezeigt. Dazu werden zuerst relevante Klassifikationen vorgestellt, die dann miteinander kombiniert werden, um Optionen des Einsatzes von KI in Dienstleistungsangeboten zu systematisieren. Schließlich werden mit den Optionen dann Möglichkeiten zur Gestaltung von Dienstleistungsangeboten aufgezeigt.

3.1 Klassifikationen

Kaplan und Haenlein (2019) klassifizieren Systeme mit Künstlicher Intelligenz anhand der Dimensionen kognitiver Intelligenz, emotionaler Intelligenz, sozialer Intelligenz und künstlerischer Kreativität. Daraus ergeben sich drei *Arten von Systemen mit Künstlicher Intelligenz*, da die künstlerische Kreativität bisher als nicht adressierbar durch Künstliche Intelligenz gesehen wird: (1) Systeme mit analytischer KI basieren auf kognitiver Intelli-

genz, (2) Systeme von menschlich inspirierter KI basieren auf Künstlicher und emotionaler Intelligenz und (3) Systeme mit menschlicher KI vereinen Künstliche, emotionale und soziale Intelligenz. Abbildung 1 bietet eine Übersicht dazu.

	Analytische KI	Menschlich inspirierte KI	Menschliche KI
Kognitive Intelligenz	X	X	X
Emotionale Intelligenz		X	X
Soziale Intelligenz			X
Künstlerische Kreativität			

Abbildung 1: Arten von KI
(Quelle: in Anlehnung an Kaplan/Haenlein 2019, S. 18)

Eine weitere Klassifikation konzentriert sich auf die *Komplexität von Aufgaben und Interaktionstypen zwischen Mensch und KI* (Traumer et al. 2017). Aufgaben niedriger Komplexität haben eindeutige Lösungen und können auch eigenständig von KI ausgeführt werden. Dagegen muss für Aufgaben mit mittlerer Komplexität der KI ein Lösungsraum vorgegeben werden und KI-erzeugte Ergebnisse müssen noch von Menschen verifiziert und gegebenenfalls korrigiert werden. Aufgaben mit hoher Komplexität zeichnen sich dagegen dadurch aus, dass eine KI den Lösungsraum erst selber erzeugen muss und Menschen dann die finale Lösung vorgeben, damit weiteres Wissen erzeugt werden kann. Diese Aufgabentypen können dann mit Interaktionstypen (KI-KI, KI-Mensch, Mensch-Mensch) in Beziehung gesetzt werden. Abgesehen von der reinen Interaktion zwischen Menschen, ergeben sich damit sechs Möglichkeiten, wie KI in Dienstleistungsangeboten eingesetzt werden kann (siehe Abbildung 2).

		Arten der Interaktion	
		Maschine-Maschine	Maschine-Mensch
Schwierigkeit der Aufgabenkomplexität	Aufgabe geringer Komplexität		
	Aufgabe mittlerer Komplexität		
	Aufgabe hoher Komplexität		

Abbildung 2: Aufgaben-/Interaktions-Taxonomie
(Quelle: in Anlehnung an Traumer et al. 2017, S. 7)

Eine weitere relevante Klassifikation bezieht sich auf die drei *Phasen der Entscheidungsfindung aus individueller Entscheidungsperspektive* (Leyer et al. 2020): (1) Entscheidungsvorbereitung, (2) Ausführung der Entscheidung und (3) Bewertung der Ergebnisse der Entscheidung. In jeder einzelnen Phase kann die Ausführung an eine KI-Anwendung ausgelagert werden bzw. von einer solchen unterstützt werden. Damit ergeben sich sieben Möglichkeiten, wie KI in einzelne oder mehrere Phasen von Entscheidungsprozessen eingebunden werden kann (Abbildung 3).

Prozess der Entscheidungsfindung / Arten von KI-Integration	Bewertung der Optionen	Entscheidung	Bewertung der Ergebnisse
Bewerter	KI	Mensch	Mensch
Bewerter mit Rückblick	KI	Mensch	KI
Vollautomatisch	KI	KI	KI
Informiertes Outsourcing	KI	KI	Mensch
Entscheidungsausführung	Mensch	KI	Mensch
Lernender	Mensch	Mensch	KI
Verzögerer	Mensch	KI	KI

Abbildung 3: Taxonomie von KI aus Sicht des Entscheidungsprozesses
(Quelle: in Anlehnung an Leyer et al. 2020, S. 5)

3.2 Möglichkeiten der Gestaltung von Dienstleistungsangeboten

Ausgehend von den vorgestellten Klassifikationen, lassen sich verschiedene *Rollen für KI* aus der Perspektive der Erbringung von Dienstleistungen für Menschen in ihren individuellen Aktivitäten ableiten (siehe Abbildung 4). Wie in Abschnitt 2.2 aufgezeigt wurde, entscheiden sich Menschen aufgrund ihrer Bedürfnisse für die Durchführung der dafür notwendigen Aktivitäten. Dabei entscheiden sie fortlaufend, ob sie die Aktivitäten auslagern oder nicht, wobei der Entscheidungsprozess wie dargestellt auch die darin enthaltenen Aktivitäten beinhaltet. KI kann daher in der Erweiterung der Klassifikation von Leyer et al. (2020) Aktivitäten in der Entscheidungsvorbereitung, der Ausführung der Entscheidung, der dann durchzuführenden Aktivitäten und der Bewertung der Ergebnisse übernehmen. Die jeweiligen Aktivitäten können dann gemäß der Klassifikation von Traumer et al. (2017) als *KI-KI-Interaktion* (Interaktion zwischen intelligenten Gegenständen von Kunden wie z. B. Kommunikation von zwei selbstfahrenden Autos) als auch als *KI-Mensch-Interaktion* (z. B. Gespräch mit einem Chatbot) an der „Line of Interaction“ durchgeführt werden (Bitner et al. 2008). Darüber hinaus trifft dies auch für diejenigen Aktivitäten zu, die intern in Unternehmen bzw. mit anderen Unternehmen durchgeführt werden und sowohl als KI-Mensch- als auch als KI-KI-Interaktionen gestaltet werden können. Jede Aktivität

kann dabei in eine der drei Komplexitätsgrade fallen. Je nachdem, welche KI für die sich daraus ergebenden Anforderungen benötigt wird, kann gemäß der Klassifikation von Kaplan und Haenlein (2019) eine der drei Arten von KI eingesetzt werden. So ist z. B. bei einer KI-KI-Interaktion mit Objekten von Kunden keine menschliche, sondern eine analytische KI notwendig.

KI-Systeme können dabei so entwickelt werden, dass sie ähnliche *Cluster* (Phase/Aktivität/Interaktionsart/Art) in verschiedenen Kontexten adressieren oder übergreifend für mehrere Cluster agieren. Dazu sollten die *Kontexte* mit ihren zugrunde liegenden Bedürfnissen charakterisiert werden, was z. B. mit den vorgestellten Kategorien (Leyer et al. 2016) möglich ist. Der Fokus kann dabei entweder auf eine Kategorie gelegt werden oder auf Prozesse, die Aktivitäten aus mehreren Kategorien enthalten. Kunden müssen dies nicht notwendigerweise transparent nachvollziehen können, da die Art der Interaktion für eine gleiche KI-Leistung unterschiedlich erfolgen kann. Ein Beispiel dafür ist eine KI, die eine ähnliche Aufgabe ausführt, aber in unterschiedlichen Schnittstellen mit Kunden kommuniziert - in Form von Alexa mit Kunden und gleichzeitig als Chatbot auf der Amazon-Website.

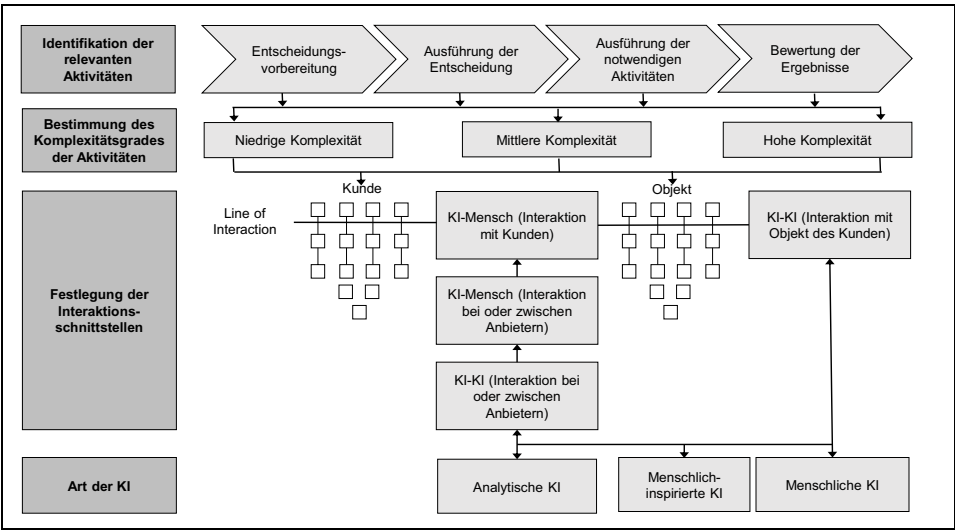


Abbildung 4: Möglichkeiten der Integration von KI in Dienstleistungsangebote

Die Aktivitäten in der *Interaktion mit Menschen als Kunden* fallen dabei in die Kategorie KI-Mensch oder KI-KI, wenn eine Interaktion mit Gegenständen von Kunden stattfindet, während Aktivitäten ohne Kundeninteraktion entweder KI-Mensch gekennzeichnet sind (Interaktion Mitarbeitende mit Systemen) oder auch KI-KI (Systeme mit anderen Systemen in der Organisation oder in anderen Unternehmen).

KI kann dabei gegenüber Kunden als *eigenverantwortlicher Akteur* auftreten, der auch Entscheidungen über feste Regeln hinaus trifft. Bei einem solchen Einsatz ist allerdings zu bedenken, dass der Dienstleistungsanbieter weiterhin die rechtliche Verantwortung für eventuelle Fehler übernehmen muss. Daher sollte bei jedem Einsatz eine stichprobenartige Überwachung der Aktivitäten von KI-Systemen erfolgen.

4. Akzeptanz von Künstlicher Intelligenz durch Kunden

Unabhängig von Ideen und Konzepten von Dienstleistungsanbietern müssen Angebote unter Einbeziehung einer von Kunden wahrgenommenen KI von diesen *akzeptiert* werden. Menschen haben für gleiche Angebote von Unternehmen unterschiedliche Akzeptanzraten zwischen einer wahrgenommenen Ausführung durch Menschen oder KI (Leyer/Schneider 2019).

Auf der einen Seite gibt es eine *Abneigung*, an nichtmenschliche Entscheidungsträger zu delegieren. Trotz des unbestreitbaren Beweises der Überlegenheit der algorithmischen Entscheidungsfindung in vielen Situationen, möchten Menschen nicht an KI delegieren (Dietvorst et al. 2015). Wesentliche Gründe dafür sind, dass Menschen zu sehr in ihre *eigenen Fähigkeiten* oder ihre *Intuition* vertrauen (Grove/Meehl 1996; Highhouse 2008). Der Unterschied zur Delegation an andere Menschen erklärt sich darin, dass ein KI-System sich auf ein konkretes Problem fokussiert und sich somit stark von der Funktionsweise unseres Gehirns unterscheidet (Broadbent 2017). Da sich damit der Referenzrahmen von Mensch zu KI stark unterscheidet, haben Menschen Schwierigkeiten, eine emotionale Verbindung mit der KI aufzubauen und empfinden diese oft als fremd und unheimlich. Diese fehlende emotionale Verbindung zeigt sich auch in erlebten Emotionen nach Kenntnisnahme des Ergebnisses einer Delegation, die bei einer Delegation an KI weniger ausgeprägt sind (Leyer/Schneider 2019).

Auf der anderen Seite zeigt sich aber auch eine *positive Einstellung* gegenüber der Delegation von Entscheidungen an KI-Systeme. Dies ist insbesondere der Fall, wenn Menschen wahrnehmen, dass sie eine gewisse *Kontrolle* behalten (z. B. indem sie den zugrunde liegenden Algorithmus modifizieren können (Dietvorst et al. 2018)). Außerdem zeigt sich in Experimenten, dass Laien eher den Ratschlägen von KI als den Ratschlägen von Personen folgen (Logg et al. 2018) und dass Menschen mit einem geringeren Verständnis einer Situation eher an KI delegieren (Schneider/Leyer 2019). Allerdings geht das Vertrauen in KI auch schneller verloren als das zu anderen Menschen (Dietvorst et al. 2015).

Zwei *Beispiele* aus Experimenten im Dienstleistungskontext verdeutlichen die Unterschiede der Akzeptanz zwischen Menschen und KI. Im ersten Szenario (N=200) geht es um eine fiktive Situation, in der die jeweilige Person am Flughafen mit einem konkreten Angebot angesprochen wird. Die KI tritt in diesem Fall in Form eines Bildschirms an der Wand vor dem Geschäft mit potenziellen Kunden in Kontakt, was mit der Kundenanspra-

che durch einen Mitarbeitenden vor dem Geschäft verglichen wird. Bei einem eher kognitiv geprägten Angebot (z. B. eine Reisekreditkarte) ist die Akzeptanzrate mit 24 Prozent für die KI fast zweifach so hoch wie bei der Ansprache durch einen Menschen (13 Prozent). Wird allerdings ein eher hedonisch charakterisiertes Produkt angeboten (z. B. Massage auf einem Massagesessel), sind die Akzeptanzraten fast gleich hoch (58 Prozent KI; 56 Prozent Mensch). Ein wesentlicher Grund für die Ablehnung eines Menschen beim Kreditkartenangebot ist die *empfundene Aufdringlichkeit* des Mitarbeitenden, die aber beim anderen Angebotstyp nicht relevant ist (Qualitative Antworten). Es kann also Kontexte geben, in denen KI zu einer höheren Akzeptanzrate eines gleichen Angebots führen kann.

Ein zweites Beispiel verdeutlicht die Akzeptanz von KI durch Kunden in einem Dienstleistungskontext. Im Szenario geht es um folgendes Dienstleistungsangebot: „Wir bieten dir einen persönlichen Trainingsplan basierend auf deinen Posts, Orten und Kommentaren an. Das Angebot gründet auf einer KI-basierten Analyse aller deiner Inhalte in den letzten vier Monaten.“ Die Akzeptanzrate dieses Angebots (N=50) liegt bei 47,1 Prozent, was für eine nicht aktiv nachgefragte Dienstleistung relativ hoch ist.

Die Beispiele verdeutlichen, dass es keine eindeutige Akzeptanz oder Ablehnung von KI in Dienstleistungskontexten gibt. Dies zeigt sich bereits für Beispiele mit dem Fokus auf analytischer KI, die zudem im Bereich der niedrigen Komplexität zu verorten sind. Vielmehr gibt es eine Reihe von *Parametern* (z. B. Angebot, Kontext der Ansprache, wahrgenommener Mehrwert usw.), die untersucht werden müssen. Bisherige Forschungsergebnisse liefern dafür noch keine grundlegenden Regeln, deuten aber darauf hin, dass KI nicht nur aus technischer Perspektive andere Möglichkeiten bietet, sondern auch in der positiven Wahrnehmung durch Kunden.

5. Ethische Beurteilung von Künstlicher Intelligenz in Dienstleistungsangeboten

Die Akzeptanz von KI durch Kunden hängt durchaus auch von der *ethischen Einstellung* von Menschen gegenüber KI ab. Während es bei Algorithmen darum geht, Regeln effizient und folglich auszuführen, können sie nicht vermeiden, dass normative Regeln falsch oder richtig sind. Der wesentliche Aspekt der ethischen Beurteilung von Künstlicher Intelligenz in Dienstleistungsangeboten ist daher der Aspekt der *Transparenz*. Die zugrunde liegenden potenziellen Verzerrungen zu Ungunsten von Kunden werden durch KI nicht geschaffen, sondern können je nach Programmierung reduziert oder verstärkt werden. Der Einsatz von KI kann sowohl zu einer Erhöhung als auch zu einer Reduzierung der Transparenz von durchgeführten Aktivitäten führen. Daher kann der Einsatz von KI aus Sicht von Dienstleistungsanbietern zu negativen aber auch positiven Konsequenzen führen. Für

eine Bewertung muss eine Betrachtung sowohl des Inputs (verwendete Daten) als auch der Art und Weise der Verarbeitung des Inputs erfolgen.

Wenn für Kunden beide Aspekte transparent sind, kann von ihnen (oder von den in ihrem Interesse agierenden Verbraucherschutzorganisationen) größtenteils nachvollzogen werden, wie eine Entscheidung getroffen oder eine Aktivität ausgeführt wurde. Damit ist, verglichen mit menschlichen Akteuren, eine höhere Transparenz gegeben, da alle relevanten Daten dabei automatisch aufgezeichnet werden und für eine Analyse zur Verfügung stehen. Bei menschlichen Akteuren erfolgt dies oft nicht bzw. ist nicht lückenlos verfügbar und standardisiert analysierbar. Das *Wissen* über die Entscheidungsfindung oder die Ausführung von Aktivitäten ist unter den Kunden in der Regel ungleich verteilt. Es gibt einige Personen, die die Datenquellen, Parameter und Entscheidungsregeln kennen, während andere möglicherweise nur Teile davon kennen. Die Mehrheit der Kunden weiß oft nicht viel über diese Aspekte, hat falsche Annahmen, hat keine Zeit darüber nachzudenken oder ist nicht in der Lage, das notwendige Wissen zu verarbeiten. Eine Transparenz von KI als Akteur ist daher ein Schritt in Richtung Transparenz aus Kundensicht.

Es ist aber zu berücksichtigen, dass KI (im Gegensatz zu traditioneller Software) in der Lage ist eigenständige Entscheidungen zu treffen, die vorher nicht eindeutig programmiert wurden. In diesem Fall kann es unklar sein, wie genau die KI *Kunden gegenüber agiert*. Dies ist z. B. im Fall von Beschwerden oder Klagen wichtig, bei denen Anbieter selber nicht wissen, warum KI ein beobachtetes Verhalten zeigt. Wenn eine KI z. B. auf historischen Daten basierend trainiert wurde, dann kann durch die Inputdaten und die Ergebnisse transparenter nachvollzogen werden, ob und wie Biases auftreten bzw. aus den historischen Daten übernommen wurden. Damit sind Biases auch aus Kundensicht einfacher nachweisbar verglichen mit der Ausführung durch menschliche Akteure.

Allerdings können entweder Daten oder Berechnungen für Kunden *intransparent* sein. Dienstleistungsanbieter können diese Daten nicht öffentlich machen (siehe z. B. fortlaufende Urteile zur Schufa-Bewertung) oder selber nicht zur Verfügung haben (wenn den Designern einer KI selber nicht mehr transparent ist, wie die KI agiert). Im ersten Fall ist es eine aktive Entscheidung des Unternehmens die Funktionsweise der KI aus geschäftlichen Gründen geheim zu halten. Dann bestehen Risiken, dass Kunden bei Beschwerden gegen das Unternehmen klagen, zu anderen Anbietern wechseln oder die Zahlungsbereitschaft für das Dienstleistungsangebot sinkt. Im zweiten Fall ist es für das Unternehmen nicht mehr möglich, verwendete Daten oder die Berechnungen nachzuvollziehen, sodass im Fall von Fehlern oder Beschwerden trotzdem die Haftung übernommen werden muss. Daher müssen Risiken und Vorteile für den Einsatz von KI abgewogen werden, um Reputationsschäden zu vermeiden (siehe z. B. der Versuch des Chatbots Tay von Microsoft, dessen Training durch Teilnehmer außer Kontrolle geriet und abgeschaltet werden musste).

Darüber hinaus kann KI als Akteur in Unternehmen dafür verwendet werden, die Aktivitäten von menschlichen Mitarbeitenden in der Interaktion mit Kunden bzw. die Kunden selber zu überwachen. Dies könnte zu einer verstärkten Bewertung des für den Dienstleistungsanbieter gewünschten konformen Verhaltens führen, d. h. zu einer *Überwachung*, ob

eine Person dem beabsichtigten Verhalten folgt. KI ermöglicht eine bessere Ausführung dieser Funktion, was die Wahrscheinlichkeit erhöht, nicht konformes Verhalten zu erkennen und zu sanktionieren. Obwohl dies aus Unternehmenssicht als vorteilhaft angesehen werden kann (z. B. bei der Entdeckung von Betrugsversuchen durch Kunden), ist es für die betroffenen Personen (Mitarbeitende oder Kunden) nicht angenehm, bei jeder kleinen Abweichung sanktioniert zu werden. Insbesondere Kunden können sich dann wiederum an anderen Anbietern orientieren bzw. zu anderen Unternehmen wechseln. Menschen akzeptieren normative Regeln mit einer höheren Zufriedenheit, wenn es Raum für eine gewisse Freiheit gibt, sich nicht strikt daran zu halten. Daher sollte auch hier das technisch Mögliche mit den normativen Vorstellungen von Menschen in Einklang gebracht werden, um Reputationsrisiken zu verhindern.

6. Fazit und Ausblick

In diesem Beitrag wurde eine Übersicht über die Integration KI in Dienstleistungen aus Kundenperspektive gegeben. Neben den konzeptionellen Grundlagen wurde der aktuelle Forschungsstand aufgezeigt und Dimensionen für die Möglichkeiten der Integration dargestellt. Die Diskussion sowohl aus Sicht der Akzeptanz als auch der ethischen Bewertung zeigt auf, dass viel Potenzial besteht, aber auch noch viele Bereiche nicht ausreichend bewertet sind. KI hat aus Sicht von Kunden positive und negative Aspekte, die es neben den technischen Möglichkeiten von Unternehmen zu bewerten gilt.

Der Beitrag zeigt auf dieser Basis auf, welche allgemeinen *Dimensionen* berücksichtigt werden sollten, wenn Dienstleistungsangebote für Kunden mit KI gestaltet werden. Damit kann der Kontext genauer bestimmt werden und es kann genauer analysiert werden, wann und wie eine Akzeptanz von KI zum gewünschten Effekt bei Kunden führt. Ergebnisse aus der Analyse der Akzeptanz von KI zeigen allerdings, dass generelle Aussagen dahingehend schwer zu treffen sind. Es muss daher für konkrete KI-Angebote in verschiedenen Kontexte analysiert werden, ob diese akzeptiert werden oder nicht. Eine solche Analyse muss nicht nur durch Dienstleistungsanbieter für ihre jeweiligen Angebote erfolgen, sondern ist auch aus Forschungssicht notwendig. Damit können dann perspektivisch *Regeln* abgeleitet werden, unter welchen Umständen KI von Kunden akzeptiert wird und um die technischen Möglichkeiten in wertschöpfende Dienstleistungsangebote zu transformieren.

Zukünftige Forschung sollte sich darüber hinaus auch auf die langfristige Wirkung von KI auf die *Beziehungen* zwischen Dienstleistungsanbietern und Kunden konzentrieren. Solche Studien sollten als Fallstudien erfolgen, da es bereits eine Reihe von Dienstleistungsangeboten mit KI als Akteur gibt. Dabei sollte die ethische Bewertung nicht unbeachtet bleiben, um die Möglichkeiten und Risiken von KI auszubalancieren und KI aus Kundenperspektive in Dienstleistungen erfolgreich integrieren zu können.

Literaturverzeichnis

- Alexander, V./Blinder, C./Zak, P.J. (2018): Why Trust An Algorithm? Performance, Cognition, and Neurophysiology, in: *Computers in Human Behavior*, Vol. 89, No. 12, S. 279-288.
- Bitner, M.J./Ostrom, A.L./Morgan, F.N. (2008): Service Blueprinting – A Practical Technique for Service Innovation, in: *California Management Review*, Vol. 50, No. 3, S. 66-94.
- Broadbent, E. (2017): Interactions With Robots – The Truths We Reveal About Ourselves, in: *Annual Review of Psychology*, Vol. 68, No. 1, S. 627-652.
- Burrell, J. (2016): How the Machine ‘Thinks’ – Understanding Opacity in Machine Learning Algorithms, in: *Big Data & Society*, Vol. 3, No. 1, S. 1-12.
- Burton, J.W./Stein, M.K./Jensen, T.B. (2020): A Systematic Review of Algorithm Aversion in Augmented Decision Making, in: *Journal of Behavioral Decision Making*, Vol. 33, No. 2, S. 220-239.
- Dietvorst, B./Simmons, J.P./Massey, C. (2015): Algorithm Aversion – People Erroneously Avoid Algorithms After Seeing Them Err, in: *Journal of Experimental Psychology: General*, Vol. 144, No. 1, S. 114.
- Dietvorst, B.J./Simmons, J.P./Massey, C. (2018): Overcoming Algorithm Aversion – People Will Use Imperfect Algorithms If They Can (Even Slightly) Modify Them, in: *Management Science*, Vol. 64, No. 3, S. 1155-1170.
- Dörner, D./Schaub, H. (1994): Errors in Planning and Decision-Making and the Nature of Human Information Processing, in: *Applied Psychology*, Vol. 43, No. 4, S. 433-453.
- Gal, M./Elkin-Koren, N. (2017): Algorithmic Consumers, in: *Harvard Journal of Law and Technology*, Vol. 30, No. 1, S. 1-45.
- Gonzalez, C./Lerch, J.F./Lebiere, C. (2003): Instance-Based Learning in Dynamic Decision Making, in: *Cognitive Science*, Vol. 27, No. 1, S. 591-635.
- Grove, W.M./Meehl, P.E. (1996): Comparative Efficiency of Informal (Subjective, Impressionistic) and Formal (Mechanical, Algorithmic) Prediction Procedures – The Clinical-Statistical Controversy, in: *Psychology, Public Policy, and Law*, Vol. 2, No. 2, S. 293-323.
- Heinonen, K./Strandvik, T./Mickelsson, K.-J./Edvardsson, B./Sundström, E./Andersson, P. (2010): A Customer-Dominant Logic of Service, in: *Journal of Service Management*, Vol. 21, No. 4, S. 531-548.
- Highhouse, S. (2008): Stubborn Reliance on Intuition and Subjectivity in Employee Selection, in: *Industrial and Organizational Psychology*, Vol. 1, No. 3, S. 333-342.
- 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, in: *Business Horizons*, Vol. 62, No. 1, S. 15-25.

- Kellogg, K.C./Valentine, M.A./Christin, A. (2020): Algorithms at Work – The New Contested Terrain of Control, in: *Academy of Management Annals*, Vol. 14, No. 1, S. 366-410.
- Leyer, M./Kronsbein, D./Rosemann, M. (2016): Individual Process Management – A First Step Towards the Conceptualisation of Individual Activities, in: *International Journal of Business Environment*, Vol. 8, No. 2, S. 105-120.
- Leyer, M./Oberländer, A.M./Dootson, P./Kowalkiewicz, M. (2020): Decision-Making With Artificial Intelligence – Towards a Novel Conceptualization of Patterns, in: *Proceedings of the 24th Pacific Asian Conference on Information Systems 2020*, Dubai, S. 1-13.
- Leyer, M./Schneider, S. (2019): ME, YOU or AI? Who We Trust to Have the Last Word and How We Feel About It, in: *Proceedings of the European Conference of Information System 2019*, Stockholm, S. 36.
- 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*, Vol. 151, No. 2, S. 90-103.
- Martin, K. (2019): Designing Ethical Algorithms, in: *MIS Quaterly Executive*, Vol. 18, No. 2, S. 129-142.
- Mickelsson, K.-J. (2013): Customer Activity In Service, in: *Journal of Service Management*, Vol. 24, No. 5, S. 534-552.
- Newell, S./Marabelli, M. (2015): Strategic Opportunities (and Challenges) of Algorithmic Decision-Making – A Call for Action on the Long-Term Societal Effects of ‘Dati-fication’, in: *The Journal of Strategic Information Systems*, Vol. 24, No. 1, S. 3-14.
- Ng, A. (2016): What Artificial Intelligence Can and Can’t Do Right Now, in: *Harvard Business Review Digital Articles*, Vol. 9, S. 1-4.
- Raisch, S./Krakowski, S. (2020): Artificial Intelligence and Management – The Automation-Augmentation Paradox, in: *Academy of Management Review* (im Druck).
- Schneider, S./Leyer, M. (2019): Me or Information Technology? Adoption of Artificial Intelligence in the Delegation of Personal Strategic Decisions, in: *Managerial & Decision Economics*, Vol. 40, No. 3, S. 223-231.
- Traumer, F./Oeste-Reiß, S./Leimeister, M. (2017): Towards a Future Reallocation of Work Between Humans and Machines – Taxonomy of Tasks and Interaction Types in the Context of Machine Learning, in: *Proceedings of the ICIS*, Seoul, S. 1-12.
- Zuboff, S. (2019): *The Age of Surveillance Capitalism – The Fight for a Human Future at the New Frontier of Power*, New York.



Adnan Zogaj, Philipp M. Mähner and Dieter K. Tscheulin

Similarity between Human Beings and Chatbots – The Effect of Self-Congruence on Consumer Satisfaction while considering the Mediating Role of Authenticity

1. Introduction
 2. Conceptual and Theoretical Background
 - 2.1 Direct Effect of Self-Congruence
 - 2.2 Indirect Effect of Self-Congruence through Authenticity
 3. Research Methodology
 - 3.1 Research Design and Data Collection
 - 3.2 Measures
 4. Results
 - 4.1 Reliability, Validity, and Model Fit
 - 4.2 Hypotheses Testing
 5. Discussion and Implications
 6. Further Research
- References

Dr. *Adnan Zogaj* is a postdoc in the Department of Marketing and Health Care Management at the University of Freiburg. *Philipp M. Mähner*, M.Sc., is a doctoral candidate and research assistant in the Department of Marketing and Health Care Management at the University of Freiburg. Prof. Dr. *Dieter K. Tscheulin* is a professor and head of the Department of Marketing and Health Care Management at the University of Freiburg.

1. Introduction

In recent years, a strong shift from traditional retailing to online retailing has occurred; this shift has prompted many companies to expand their business activities into the digital space (Karray/Sigué 2018). Due to continuous progress in information and communication technology, companies have been able to create *virtual service agents* who are trained to respond effectively to consumers' requests (Chattaraman et al. 2012). Service chatbots, which typify such virtual service agents, are voice-driven or text-based dialogue systems that enable consumer interactions by using natural language (Sheehan et al. 2020). In addition to engaging in dialogue with customers, the service chatbot also acts as a virtual service assistant who supports users with their concerns and carries out specific and complex tasks autonomously (Pantano/Pizzi 2020). Service chatbots are consistently available and, therefore, able to respond to customer concerns 24/7. Customers can communicate their requests to the service chatbot via an online integrated chat window. As an emerging digital tool, chatbots offer convenient, personal and customer-tailored assistance and are increasingly used in e-commerce and customer service (Chung et al. 2018).

As substitutes for traditional service agents in an online context, service chatbots represent the company on its digital platforms. Chatbots can determine the success of the service by shaping the consumers' shopping experience in an online context and thereby improve the customer-brand relationship (Chung et al. 2018). Traditional interactions with service providers involve *direct personal interactions between customers and employees*, but integrated chatbots can now satisfy the needs of customers effectively and accessibly through websites or social networks. Moreover, chatbots are both time and cost effective (Yoon et al. 2013).

However, many consumers are skeptical about the use of chatbots because they do not meet consumers' expectations. Compared to live service representatives, chatbots do have some drawbacks. For instance, chatbots may misunderstand customers' concerns, thereby leading customers to perceive chatbots as artificial and inauthentic (Sheehan et al. 2020). Therefore, to use service chatbots successfully, companies need to increase the perceived authenticity of chatbots. Despite the growing use of chatbots and the opportunities associated with service chatbots in e-commerce, the *authenticity effect* of digital services has not been well researched to date (see e.g., Featherman et al. 2006). Thus, how perceived chatbot authenticity can be increased must be addressed.

This study addresses this shortcoming in the research and examines the perceived authenticity of chatbots. For this purpose, the study focuses on the *concept of self-congruence to increase perceived authenticity* and thereby increase the consumers' satisfaction with chatbots. In consumer psychology research, self-congruence describes the perceived similarity between one's own self-concept and the self-concept of another person or object

(Sirgy et al. 1997; Liberatore/Tscheulin 2011; Malär et al. 2011). Previous studies have confirmed that self-congruence is decisive in many consumer-related outcomes, such as consumer satisfaction, perceived value, and brand loyalty (see e.g., Sirgy et al. 1991; Bauer et al. 2006; Choi/Reid 2016; Huber et al. 2018). Chatbots can provide human-like cues, such as language style, name and the appearance of an image of a service agent, to influence the consumer's perception of the chatbots' social presence (Sheehan et al. 2020). Therefore, it seems possible that these human-like cues may lead to a comparison between the self-concept of the consumer and the self-concept of the chatbot. While research on self-congruence with services and brands has focused on offline contexts, little research has been conducted to explore the effect of self-congruence in online services (Karjaluoto et al. 2019).

For this reason, the question arises whether self-congruence with chatbots increases the perceived authenticity of chatbots and, thereby, the satisfaction with these services. Accordingly, the *aim of this study* is twofold: 1. We aim to investigate whether the customers' perceived self-congruence with chatbots directly influences the consumers' satisfaction with these services. 2. Furthermore, we will explore whether perceived authenticity mediates the effect of self-congruence on consumers' satisfaction with chatbots. The study provides insights into how the perceived self-congruence of consumers with chatbots influences the perceived authenticity of chatbots and, thus, consumers' satisfaction with these services. We provide theoretical contributions to the self-congruence and authenticity research in the context of digital service agents and describe practical implications to improve the design of service chatbots.

2. Conceptual and Theoretical Background

2.1 Direct Effect of Self-Congruence

Recent research has focused on linking chatbot anthropomorphism with consumer behavior. For example, Araujo (2018) investigated the influence of anthropomorphic cues in chatbot design on company-related outcomes. The study results show that human-like design cues positively influence the anthropomorphic perception of service chatbots; this influence, in turn, leads to a stronger emotional connection of consumers with the company. Furthermore, while considering the perceived anthropomorphism as a mediating variable, Sheehan et al. (2020) examine the effect of the manner of chatbot communication (*error free*, *clarification seeking*, and *lack of understanding*) on adopting service chatbots. The results show that the manner of chatbot communication influences consumers' anthropomorphic perception, which further positively influences consumers' adoption behavior. The authors explain the increased adoption intention by noting an improved imitation of human service agents and a consequent perceived simplified usability.

However, from self-congruence, we know that individuals compare themselves with brands, products, and service agents. Based on these theoretical considerations, a person will examine the features and behavior of an object while interacting with it to evaluate the perceived similarity. Consequently, *anthropomorphism* makes it possible to compare oneself with another object.

Such a comparison underlies the *concept of self-congruence*, which is described as the perceived similarity between one's own self-concept and the self-concept of another individual or object (Sirgy et al. 1991). The self-concept of a person represents the totality of thoughts and emotions regarding the person himself or herself (Rosenberg 1979). As a result, self-congruence exists when the consumer's self-concept matches the self-concept of a person or object (Sirgy et al. 1997; Liberatore/Tscheulin 2011; Malär et al. 2011).

The concept of self-congruence is multidimensional; specifically, this concept reflects *two main dimensions of congruence*: actual self-congruence and ideal self-congruence (Sirgy 1982; Malär et al. 2011). The actual self-concept describes the actual perception of oneself in the here and now, whereas the ideal self-concept is based on the ideals, wishes and goals of how an individual would like to be. The result of comparing a person's actual self-concept with another's self-concept is called actual self-congruence. Consequently, the result of comparing a person's ideal self-concept with another's self-concept is called ideal self-congruence. Both, actual and ideal self-congruence positively affect consumer behavior because perceived similarity increases cognitive harmony and decreases cognitive dissonances (see e.g., Byrne 1971; Bauer et al. 2006; Malär et al. 2011; Malär et al. 2018).

However, research based on the construal-level theory has shown that actual self-congruence has a stronger effect than ideal self-congruence (Malär et al. 2011). This effect is explained by the theory's premise that a high psychological distance between a person and an object leads to a high abstraction of the object. With regard to the self-concept of a person, the ideal self-concept lies further into the future, as this self-concept is formed by the ideals, wishes and goals that an individual wants to achieve in the future. In contrast, the actual self-concept is based on the individual's perception in the here and now and, therefore, indicates a smaller psychological distance between the individual and the object (Malär et al. 2011). Hence, for the sake of this study, the psychologically closer dimension for the consumer (actual self-congruence) (Malär et al. 2011) will be used to investigate the effect of self-congruence in the context of chatbots.

The impact of actual self-congruence on individuals' behavior can be explained by the *need for self-consistency*. According to this explanation, individuals strive to maintain a consistent image of their own self-concept and try to avoid risk associated with change (Swann 1983; Liberman et al. 1999). As a result, individuals prefer to interact with objects whose self-concept matches their actual self-concept (Sirgy 1982). The effect of actual self-congruence has already been confirmed in various contexts (e.g., brands, products, tourism, hospitality, retailing, nonprofit organizations) (Hedhli et al. 2017; Su/Reynolds 2017; Japutra et al. 2019; Luna-Cortés et al. 2019; Zhu et al. 2019; Zogaj et al. 2020). Recently, Karjaluoto et al. (2019) examined the effect of self-congruence in the context of

mobile financial services apps. According to the authors' findings, self-congruence positively influences users' evaluation of the perceived value of the mobile financial service app and, therefore, the overall satisfaction with the service.

Thus, in the present context, it is assumed that the perceived self-congruence with chatbots positively influences the satisfaction with these services. Therefore, hypothesis H₁ is postulated as follows:

H₁: Actual self-congruence with chatbots positively predicts consumers' satisfaction with the service.

2.2 Indirect Effect of Self-Congruence through Authenticity

The concept of authenticity is widely used in consumer behavior research. Various studies, in offline (Hennig-Thurau et al. 2006; Wang/Groth 2014) and online (Featherman et al. 2006; Olk/Tscheulin 2020) contexts, have confirmed the positive effect of perceived authenticity on consumer behavior. According to Goldman and Papson (1996), consumers evaluate objects as *authentic* if they perceive these objects as genuine, real or true.

Concerning *e-services*, Featherman et al. (2006) emphasize that evaluating perceived authenticity involves a complex subjective perceptual process and that the virtuality of e-services alone leads to higher cognitive evaluation efforts. In addition, the evaluation cues (design, technical implementation, and the creative presentation of the e-service) are IT-mediated; consequently, evaluating authenticity becomes more difficult. Study results show that a *lack of authenticity* leads to an increased risk perception and, thus, reduces consumer acceptance of the e-service. As consumers may perceive chatbots as artificial and inauthentic, the concept of self-congruence should be considered to increase the perceived authenticity of a chatbot because perceived authenticity depends on whether an object or subject acts in a way that reflects one's real self (Harter 2002). The concept of actual self-congruence follows the comparison of the consumer's actual self-concept (the real self) with the self-concept of an object or subject. If self-congruence is high, the self-concept of the object matches the real self of the consumer. As a result, objects that are perceived as congruent with the consumer's actual self-concept are perceived as more authentic. Similar theoretical considerations have already been described by Gilmore and Pine (2007), who have drawn a connection between self-image and the perceived authenticity of a symbol.

Recent research confirms the influence of self-congruence on perceived authenticity (see, e.g., Olk 2020). Furthermore, these results are also confirmed by Fritz et al. (2017), who show that actual self-congruence positively influences brand authenticity; this influence, in turn, improves the brand relationship quality.

Based on these theoretical considerations, it is assumed that individuals perceive chatbots that match their actual self-concept as more authentic. Therefore, hypothesis H₂ is postulated as follows:

H₂: Self-congruence positively predicts the perceived authenticity of chatbots.

Various studies in online and offline contexts have shown that *perceived authenticity positively influences consumers' satisfaction with the services*. For example, Olk and Tscheulin (2020) confirm the relevance of authenticity in automated service encounters. The authors' found that a higher perceived authenticity of the automated service encounter leads to a higher satisfaction with the service, particularly if the consumers belong to the generation of digital natives. In line with this finding, Featherman et al. (2006) show that a lack of authenticity leads to a reduced acceptance of e-services.

In this study, it is assumed that the perceived authenticity of chatbots positively influences the satisfaction with these services. Therefore, hypotheses H₃ and H₄ are postulated as follows:

H₃: Authenticity positively predicts consumers' satisfaction with chatbots.

H₄: Self-congruence positively predicts consumers' satisfaction through consumers' perceived authenticity of chatbots.

Figure 1 shows the theoretical model of this study.

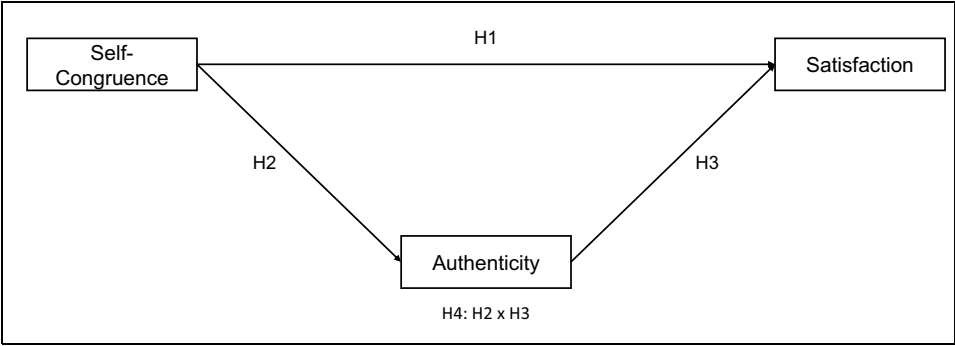


Figure 1: Theoretical Model

3. Research Methodology

3.1 Research Design and Data Collection

To test our *hypotheses*, we first asked subjects whether they had ever shopped online, as we wanted to represent online shoppers with our sample. If the answer was affirmative, we asked subjects to imagine that they are shopping online. The subjects were asked to further imagine that they are looking for a new summer trouser at the online shop ABC. Relying on Malär et al. (2018), we used the fictitious online shop ABC to control for confounding preexisting associations. Moreover, we used trousers because fashion has been the largest e-commerce segment (Rotar 2020). Following Olk et al. (2020), subjects were asked to imagine that, after opening the online shop website, a so-called chatbot (i.e. a virtual computer-based online assistant) had appeared and that they had the following conversation with the chatbot, depicted in Figures 2 and 3:

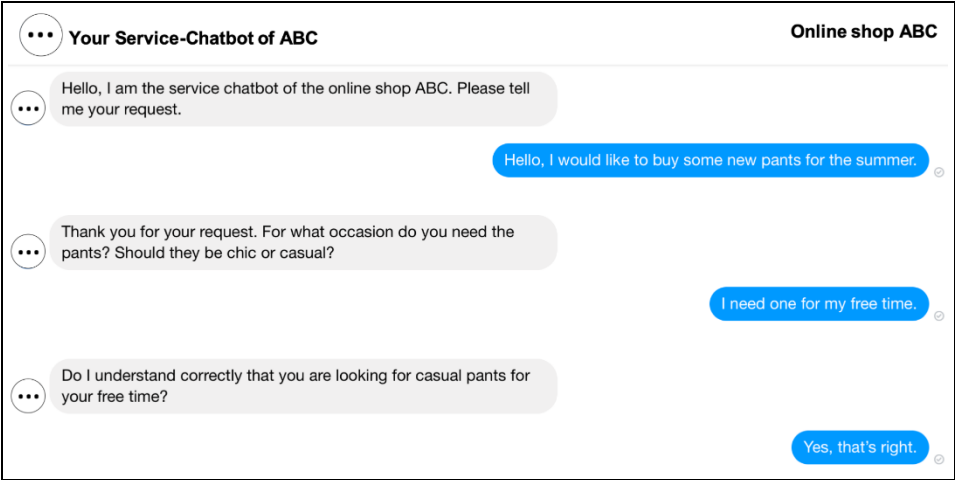


Figure 2: Chatbot conversation (Part 1)

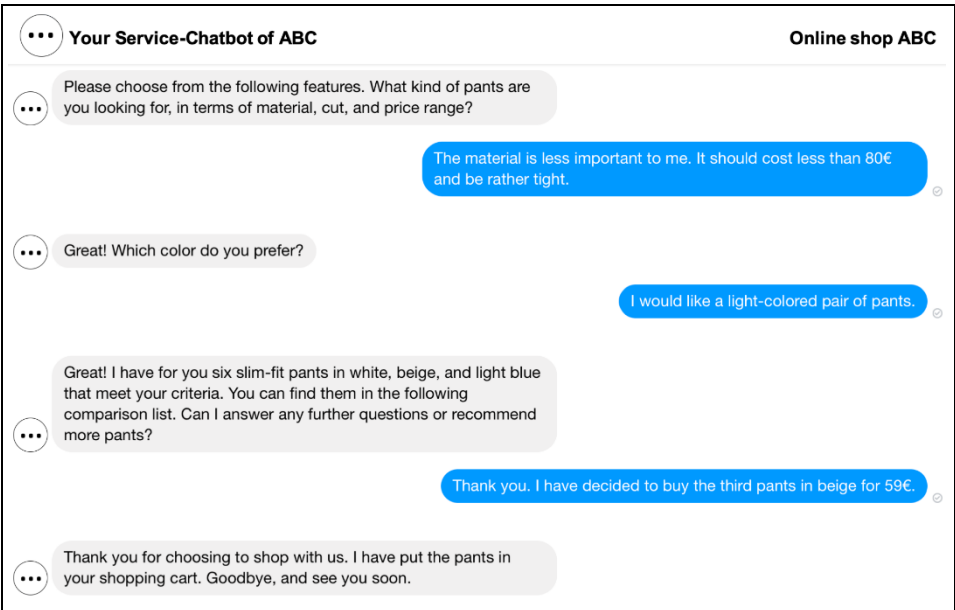


Figure 3: Chatbot conversation (Part 2)

To control for gender effects, we used neither a female nor a male name or avatar. After the subjects read the conversation, they were asked whether they could understand what a chatbot is. If the subject's response was affirmative, the questionnaire followed. If not, the subject was removed from the study. After removing subjects who did not understand what a chatbot is, 180 subjects remained in the final sample. Fifty-one percent of the subjects were female, and the average age was 41.5 years (min=18; max=64; median=41) – these demographics fit the profile of German e-commerce users (Statista 2020). Furthermore, 57.8 percent were employed, 7.8 percent were students, 7.8 percent were officials, 6.1 percent were self-employed, 6.1 percent were seeking employment, 5 percent were retired, and 9.4 percent had another job status. Monthly salaries were distributed as follows: 17.2 percent had a net income of less than 1,000€; 26.7 percent earned between 1,001€ - 2,000€; 21.7 percent earned between 2,001€ - 3,000€; 13.3 percent earned between 3,001€ - 4,000€; and 10.0 percent earned more than 4,000€; the rest (11.1 percent) did not answer the income question.

3.2 Measures

The constructs we used in our study were previously validated by other studies. The answers ranged from 1 = strongly disagree to 7 = strongly agree. We started by questioning self-congruence based on Malär et al. (2011). That is, we first asked subjects to think about

the chatbot. Specifically, the subjects were asked to think about the *chatbot's personality* and to mentally describe the chatbot by using self-concept traits (i.e. characteristics, personality traits, appearance). Next, the subjects were asked to think about what kind of persons they are. Specifically, they were asked to *mentally describe their selves*. Subsequently, we measured self-congruence on two items: 1. The personality of the service chatbot is consistent with how I see myself (my actual self). 2. The personality of the service chatbot is a mirror image of me. Next, we measured perceived *authenticity* on four items based on Featherman et al. (2006): 1. The interaction with the service chatbot does not seem real to me. 2. The service chatbot seems like an illusion to me. 3. The service chatbot does not appear to be authentic. 4. The service chatbot seems artificial. Since a lower number implies a higher authenticity, we reversed the construct after data collection so that a higher number implies a higher authenticity. Finally, we measured *consumer satisfaction* on two items based on Collier and Bienstock (2006): 1. I am/was happy with the service experience. 2. I was satisfied with the service quality this service chatbot provided.

4. Results

4.1 Reliability, Validity, and Model Fit

We ran a reliability analysis (SPSS 27) and confirmatory factor analysis (AMOS 27) to assess the model's goodness-of-fit and construct validity.

Construct	α	CR	AVE	MSV	Self-congruence	Authenticity	Satisfaction
Self-congruence	.905	.911	.838	.224	.916	(.436)	(.478)
Authenticity	.912	.915	.730	.230	<i>.441***</i>	.854	(.485)
Satisfaction	.926	.927	.864	.230	<i>.474***</i>	<i>.479***</i>	.929
Note: CR=composite reliability; AVE=average variance extracted; MSV=maximum shared variance; in bold: square root of the AVE; in italics below: correlations between constructs; in brackets: HTMT analysis; significance: *p<.050, **p<.010, ***p<.001.							

Figure 4: Construct Reliability and Validity

The results shown in Figure 4 indicate internal consistency in the scale items, as both the Cronbach's alpha values and the composite reliability values were above .80 (Nunnally 1978). With respect to internal consistency, all standardized regression weights were significant and had appropriate values (self-congruence $\geq .837$; authenticity $\geq .789$; satisfaction $\geq .906$). Further, we conducted two tests on discriminant validity (i.e. HTMT analysis and Fornell-Larcker criterion). As the square root of the AVE values was higher than the

correlations between the constructs, the Fornell-Larcker criterion was met. Further, the AVE values were higher than the threshold of .50 and higher than the MSV values. Thus, the constructs show good discriminant and convergent validity (Hair Jr. et al. 2010). Moreover, the HTMT analysis also indicated that there are no concerns regarding discriminant validity, as all values were lower than .85 (Henseler et al. 2015).

Afterward, we assessed the goodness-of-fit based on Byrne (2016) and Schreiber et al. (2006). The χ^2/df was 1.264 ($\chi^2=21.484$; $df=17$) with a p-value of .205. The comparative fit index (CFI) value was .996, the Tucker-Lewis index (TLI) value was .993, and the incremental fit index (IFI) value was .996 ($\geq .95$). The standardized root mean square residual (SRMR) value was .032 ($\leq .08$), and the root mean square error of approximation (RMSEA) was .038 ($\leq .06$) with a p of close fit of .618 ($\geq .05$). Thus, the proposed model fits the data well.

4.2 Hypotheses Testing

Next, we tested the partial mediation model by using Hayes’ PROCESS macro (version 3.5, model 4) based on 5,000 bootstrap samples and a 95 percent confidence interval. In testing the partial mediation model, we considered age and sex as control variables (Hayes 2018). The results are presented in Figure 5. However, before estimating the model, we assessed the model’s goodness-of-fit: The χ^2/df was 1.093 ($\chi^2=29.514$; $df=27$), the CFI value was .998, the TLI value was .996, and the IFI value was .998. Finally, the SRMR was .029, and the RMSEA value was .023 with a p-close value of .828.

	Effect	SE	LLCI	ULCI
Direct effects				
Self-congruence → Authenticity	.382	.064***	.228	.481
Self-congruence → Satisfaction	.311	.057***	.144	.368
Authenticity → Satisfaction	.304	.062***	.147	.392
Indirect effect				
Via authenticity	.116	.041	.044	.206
Covariates				
Sex (m=0) → Authenticity	.145	.202*	.028	.825
Sex (m=0) → Satisfaction	.098	.168 ^{n.s.}	-.076	.587
Age → Authenticity	.013	.008 ^{n.s.}	-.014	.017
Age → Satisfaction	-.099	.006 ^{n.s.}	-.022	.003
Note: N=180; standardized coefficients are based on a 95% confidence interval; R ² for satisfaction = 29,74%; significance: *p<.050, **p<.010, ***p<.001, n.s. = not significant.				

Figure 5: Effects

Figure 5 shows that self-congruence directly positively affects satisfaction ($\beta=.311$, $SE=.057^{***}$, 95 percent CI = [.144, .368]). Thus, hypothesis H₁ can be accepted. Further, the results show that self-congruence positively affects the proposed mediator authenticity ($\beta=.382$, $SE=.064^{***}$, 95 percent CI = [.228, .481]), thus, providing support for hypothesis H₂. In turn, authenticity positively influences satisfaction ($\beta=.304$, $SE=.062^{***}$, 95 percent CI = [.147, .382]), thereby supporting hypothesis H₃ and indicating the mediating role of authenticity regarding the effect of self-congruence on satisfaction. Finally, the results show that the indirect effect is significant ($\beta=.116$, $SE=.041$, 95 percent CI = [.044, .201]). Thus, hypothesis H₄ can be accepted. Overall, the results show that a higher fit between the concepts of chatbots and consumers can increase satisfaction directly and indirectly via authenticity, as a higher fit increases the perception of authenticity. Moreover, the results indicate that only sex significantly affects the perception of authenticity in the sense that women perceive the chatbot as more authentic than do men.

5. Discussion and Implications

Our findings develop self-congruence theory by examining how perceived self-concept fit between consumers and a chatbot can positively influence consumers' perceptions and behaviors. It is well-known that perceived self-concept similarity positively affects consumer behavior (see e.g., Byrne 1971; Huber et al. 2018); however, previous research has particularly focused on the effects of self-congruence in the context of brands, products, tourism and hospitality, and retailing (see e.g., Dolich 1969; Bekk et al. 2016; Hedhli et al. 2017; Japutra et al. 2019), while there remains a lack of understanding whether perceived self-congruence with online and virtual objects can influence consumer behavior (Karjaluoto et al. 2019). Addressing this question, our findings support that consumers compare themselves with chatbots and, moreover, that *a positive self-concept fit directly increases consumer satisfaction*. This finding accords with the similarity-attraction theory, as the results show that perceived similarity increases individuals' satisfaction. That is, the more a chatbot agrees with the self-concept of consumers, the more satisfied consumers are with the chatbot's service (i.e. consumer satisfaction). In accordance with similarity-attraction theory, the higher the self-concept fit between consumers and chatbots, the lower the cognitive dissonances due to perceived differences. To explain the effect of actual self-congruence on consumer behavior, the literature often refers to perceived authenticity (Malär et al. 2011). In our study, we examined the *mediating role of chatbot authenticity* to show that perceived similarity between human beings and robots can make subjects perceive robots as authentic and original. The findings support that the perceived authenticity of a virtual chatbot depends on how well a *chatbot matches subjects' self-concepts*. That is, perceived self-congruence makes individuals perceive chatbots as being more authentic. This finding agrees with the results of Fritz et al. (2017), who indicated

that in terms of self-congruence, a reflection of one's self should decrease cognitive dissonance and increase the perception of authenticity and originality. In agreement with previous research (Featherman et al. 2006), our results support the positive effect of online encounter authenticity on consumer satisfaction. Thus, the perception of authenticity characteristics, such as reliability, sincerity, and naturalness (Aaker et al. 2004; Fritz et al. 2017), are also, in the context of virtual chatbots, significant in positively influencing consumer behavior.

The *extension of the self-congruence theory* with regard to chatbots also provides new findings for brands. As self-congruence implies a high self-concept fit, brands should focus on consumers' self-concept when creating a chatbot to decrease discrepancies that may cause negative dissonances. That is, brands first need to understand who their consumers are. Therefore, a *customer survey* should be conducted to examine consumer profiles. Then, chatbot characteristics that help to reduce discrepancies and to increase similarity should be implemented while creating a chatbot. To increase the perception of similarity between human beings and chatbots, brands can use *anthropomorphic elements*, such as a name. A human name might help consumers to perceive a chatbot as more natural and human, thus increasing the perception of self-congruence. A look at current practice shows that brands have been successfully using anthropomorphic elements for years. For example, Amazon has called its chatbot "Alexa". However, to increase perceived self-congruence, there are several possibilities that can be much subtler. To imitate human-like behavior and increase self-congruence, instead of answering directly, chatbots could take some seconds to answer (see e.g., Stucki et al. 2020). Further, with a focus on consumers' self-concept and appearance, a sports brand chatbot could, for example, be presented as sporty. The biggest challenge for brands remains understanding who their consumers are and matching consumers' self-concept. Further, demonstrating these self-congruence boosters and matching the consumers' self also remain a challenge.

6. Further Research

In our study, we have extended self-congruence theory by focusing on chatbots and supported the importance of self-congruence in positively influencing consumer behavior and increasing consumer satisfaction. In doing so, we have shown, based on one chatbot conversation, that perceived similarity directly and indirectly via authenticity influences consumer satisfaction. However, we have not examined how self-congruence with chatbots can be influenced. That is, further research should examine, for example, the role of anthropomorphized elements, such as avatars and names, to understand whether these personification elements can increase perceived self-congruence between human beings and chatbots. In doing so, further research might focus on trade-offs between stereotypes and self-congruence perceptions. For example, it might be interesting to understand whether a tech brand, when communicating with female customers, should use a chatbot avatar that

looks like a male computer technician (see e.g., Stucki et al. 2020) or a female avatar. Moreover, it should be considered that personality traits and attitudes may have moderating effects on the perception and the effects of self-congruence. For example, the question arises whether attitudes toward computers moderate the creation and the effects of self-congruence with chatbots.

References

- Aaker, J./Fournier, S./Brasel, S.A. (2004): When Good Brands Do Bad, in: *Journal of Consumer Research*, Vol. 31, No. 1, pp. 1-16.
- Araujo, T. (2018): Living Up to the Chatbot Hype – The Influence of Anthropomorphic Design Cues and Communicative Agency Framing on Conversational Agent and Company Perceptions, in: *Computers in Human Behavior*, Vol. 85, No. 1, pp. 183-189.
- Bauer, H.H./Mäder, R./Wagner, S.-N. (2006): Übereinstimmung von Marken- und Konsumentenpersönlichkeit als Determinante des Kaufverhaltens – Eine Metaanalyse der Selbstkongruenzforschung, in: *Schmalenbachs Zeitschrift für betriebswirtschaftliche Forschung*, 58. Jg., Nr. 7, pp. 838-863.
- Bekk, M./Spörrle, M./Kruse, J. (2016): The Benefits of Similarity between Tourist and Destination Personality, in: *Journal of Travel Research*, Vol. 55, No. 8, pp. 1008-1021.
- Byrne, B.M. (2016): *Structural Equation Modeling with Amos*, 3rd edition, New York.
- Byrne, D. (1971): *The Attraction Paradigm*, New York.
- Chattaraman, V./Kwon, W.-S./Gilbert, J.E. (2012): Virtual Agents in Retail Web Sites – Benefits of Simulated Social Interaction for Older Users, in: *Computers in Human Behavior*, Vol. 28, No. 6, pp. 2055-2066.
- Choi, H./Reid, L.N. (2016): Congruity Effects and Moderating Influences in Nutrient-Claimed Food Advertising, in: *Journal of Business Research*, Vol. 69, No. 9, pp. 3430-3438.
- Chung, M./Ko, E./Joung, H./Kim, S.J. (2018): Chatbot E-Service and Customer Satisfaction Regarding Luxury Brands, in: *Journal of Business Research*, Vol. 117, No. 1, pp. 787-795.
- Collier, J.E./Bienstock, C.C. (2006): Measuring Service Quality in E-Retailing, in: *Journal of Service Research*, Vol. 8, No. 3, pp. 260-275.
- Dolich, I.J. (1969): Congruence Relationships between Self Images and Product Brands, in: *Journal of Marketing Research*, Vol. 6, No. 1, pp. 80-84.
- Featherman, M.S./Valacich, J.S./Wells, J.D. (2006): Is That Authentic or Artificial? – Understanding Consumer Perceptions of Risk in E-Service Encounters, in: *Information Systems Journal*, Vol. 16, No. 2, pp. 107-134.

- Fritz, K./Schoenmueller, V./Bruhn, M. (2017): Authenticity in Branding – Exploring Antecedents and Consequences of Brand Authenticity, in: *European Journal of Marketing*, Vol. 51, No. 2, pp. 324-348.
- Gilmore, J.H./Pine, B.J. (2007): *Authenticity – What Consumers Really Want*, Boston.
- Goldman, R./Papson, S. (1996): *Sign Wars – The Cluttered Landscape of Advertising*, New York.
- Hair Jr., J.F./Black, W.C./Babin, B.J./Anderson, R.E. (2010): *Multivariate Data Analysis*, 7th edition, New Jersey.
- Harter, S. (2002): Authenticity, in: Snyder C.R./Lopez S.J. (Ed.): *Handbook of Positive Psychology*, Oxford, pp. 382-394.
- Hayes, A.F. (2018): *Introduction to Mediation, Moderation, and Conditional Process Analysis*, New York.
- Hedhli, K.E./Zourrig, H./Park, J. (2017): Image Transfer from Malls to Stores and Its Influence on Shopping Values and Mall Patronage – The Role of Self-Congruity, in: *Journal of Retailing and Consumer Services*, Vol. 39, No. 1, pp. 208-218.
- Hennig-Thurau, T./Groth, M./Paul, M./Gremler, D.D. (2006): Are All Smiles Created Equal? – How Emotional Contagion and Emotional Labor Affect Service Relationships, in: *Journal of Marketing*, Vol. 70, No. 3, pp. 58-73.
- Henseler, J./Ringle, C.M./Sarstedt, M. (2015): A New Criterion for Assessing Discriminant Validity in Variance-Based Structural Equation Modeling, in: *Journal of the Academy of Marketing Science*, Vol. 43, No. 1, pp. 115-135.
- Huber, F./Eisele, A./Meyer, F. (2018): The Role of Actual, Ideal, and Ought Self-Congruence in the Consumption of Hedonic Versus Utilitarian Brands, in: *Psychology & Marketing*, Vol. 35, No. 1, pp. 47-63.
- Japutra, A./Ekinci, Y./Simkin, L. (2019): Self-Congruence, Brand Attachment and Compulsive Buying, in: *Journal of Business Research*, Vol. 99, No. 1, pp. 456-463.
- Karjaluoto, H./Shaikh, A.A./Saarijärvi, H./Saraniemi, S. (2019): How Perceived Value Drives the Use of Mobile Financial Services Apps, in: *International Journal of Information Management*, Vol. 47, No. 1, pp. 252-261.
- Karray, S./Sigué, S.P. (2018): Offline Retailers Expanding Online to Compete with Manufacturers – Strategies and Channel Power, in: *Industrial Marketing Management*, Vol. 71, No. 1, pp. 203-214.
- Liberatore, A./Tscheulin, D.K. (2011): Personality Matches Between Brand and Consumer – State of the Art of the Empirical Self-Congruity Research and Remaining Directives of Investigation, in: *Zeitschrift für Betriebswirtschaft*, 81. Jg., Nr. 5, pp. 587-618.

- Liberman, N./Idson, L.C./Camacho, C.J./Higgins, E.T. (1999): Promotion and Prevention Choices Between Stability and Change, in: *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol. 77, No. 6, pp. 1135-1145.
- Luna-Cortés, G./López-Bonilla, J.M./López-Bonilla, L.M. (2019): Self-Congruity, Social Value, and the Use of Virtual Social Networks by Generation Y Travelers, in: *Journal of Travel Research*, Vol. 58, No. 3, pp. 398-410.
- Malär, L./Herzog, D./Krohmer, H./Hoyer, W.D./Kähr, A. (2018): The Janus Face of Ideal Self-Congruence – Benefits for the Brand versus Emotional Distress for the Consumer, in: *Journal of the Association for Consumer Research*, Vol. 3, No. 2, pp. 163-174.
- Malär, L./Krohmer, H./Hoyer, W.D./Nyffenegger, B. (2011): Emotional Brand Attachment and Brand Personality – The Relative Importance of the Actual and the Ideal Self, in: *Journal of Marketing*, Vol. 75, No. 4, pp. 35-52.
- Nunnally, J.C. (1978): *Psychometric Theory*, 2nd edition, New York.
- Olk, S. (in press 2020): The Effect of Self-Congruence on Perceived Green Claims' Authenticity and Perceived Greenwashing – The Case of EasyJet's CO2 Promise, in: *Journal of Nonprofit & Public Sector Marketing* (forthcoming).
- Olk, S./Tscheulin, D.K. (2020): Relevance of Authenticity in the World of Automated Service Encounters, in: Bruhn, M./Hadwich, K. (Ed.): *Automatisierung und Personalisierung von Dienstleistungen*, Wiesbaden, pp. 251-264.
- Olk, S./Tscheulin, D.K./Zogaj, A. (2020): Crisis Communication via COVID-19 Chatbots – Effects of Communication Style on Public Management Objectives, in: *Journal for Public and Nonprofit Services* (forthcoming).
- Pantano, E./Pizzi, G. (2020): Forecasting Artificial Intelligence on Online Customer Assistance – Evidence from Chatbot Patents Analysis, in: *Journal of Retailing and Consumer Services*, Vol. 55, No. 1, pp. 1-9.
- Rosenberg, M. (1979): *Conceiving the Self*, New York.
- Rotar, A. (2020): *eCommerce Report 2020*, <https://de.statista.com/statistik/studie/id/42404/dokument/ecommerce-report/> (retrieved on 07.07.2020).
- Schreiber, J.B./Nora, A./Stage, F.K./Barlow, E.A./King, J. (2006): Reporting Structural Equation Modeling and Confirmatory Factor Analysis Results – A Review, in: *The Journal of Educational Research*, Vol. 99, No. 6, pp. 323-338.
- Sheehan, B./Jin, H.S./Gottlieb, U. (2020): Customer Service Chatbots – Anthropomorphism and Adoption, in: *Journal of Business Research*, Vol. 115, No. 1, pp. 14-24.
- Sirgy, M.J. (1982): Self-Concept in Consumer Behavior – A Critical Review, in: *Journal of Consumer Research*, Vol. 9, No. 3, pp. 287-300.

- Sirgy, M.J./Grewal, D./Mangleburg, T.F./Park, J.-O./Chon, K.-S./Claiborne, C.B./Johar, J.S./Berkman, H. (1997): Assessing the Predictive Validity of Two Methods of Measuring Self-Image Congruence, in: *Journal of the Academy of Marketing Science*, Vol. 25, No. 3, pp. 229-241.
- Sirgy, M.J./Johar, J.S./Samli, A.C./Claiborne, C.B. (1991): Self-Congruity Versus Functional Congruity – Predictors of Consumer Behavior, in: *Journal of the Academy of Marketing Science*, Vol. 19, No. 4, pp. 363-375.
- Statista (2020): eCommerce Statista, <https://de.statista.com/outlook/243/137/ecommerce/deutschland> (retrieved on 07.07.2020).
- Stucki, T./D'Onofrio, S./Portmann, E. (2020): Chatbots gestalten mit Praxisbeispielen der Schweizerischen Post, Wiesbaden.
- Su, N./Reynolds, D. (2017): Effects of Brand Personality Dimensions on Consumers' Perceived Self-Image Congruity and Functional Congruity with Hotel Brands, in: *International Journal of Hospitality Management*, Vol. 66, No. 1, pp. 1-12.
- Swann Jr., W.B. (1983): Self-Verification – Bringing Social Reality into Harmony with the Self, in: Suls J. (Ed.): *Social Psychological Perspectives on the Self*, 2nd edition, Hillsdale, pp. 33-66.
- Wang, K.L./Groth, M. (2014): Buffering the Negative Effects of Employee Surface Acting – The Moderating Role of Employee-Customer Relationship Strength and Personalized Services, in: *Journal of Applied Psychology*, Vol. 99, No. 2, pp. 341-350.
- Yoon, V.Y./Hostler, R.E./Guo, Z./Guimaraes, T. (2013): Assessing the Moderating Effect of Consumer Product Knowledge and Online Shopping Experience on Using Recommendation Agents for Customer Loyalty, in: *Decision Support Systems*, Vol. 55, No. 4, pp. 883-893.
- Zhu, X./Teng, L./Foti, L./Yuan, Y. (2019): Using Self-Congruence Theory to Explain The Interaction Effects of Brand Type and Celebrity Type on Consumer Attitude Formation, in: *Journal of Business Research*, Vol. 103, No. 1, pp. 301-309.
- Zogaj, A./Tscheulin, D.K./Lindenmeier, J./Olk, S. (2020): Linking Actual Self-Congruence, Ideal Self-Congruence, and Functional Congruence to Donor Loyalty – The Moderating Role of Issue Involvement, in: *Journal of Business Economics* (forthcoming).



Stefanie Paluch and Thomas Wittkop

Do You Care What Robots Think? – Embarrassing Encounters with Service Robots

1. Introduction
2. Conceptual Background
 - 2.1 Artificial Intelligence in Service Contexts
 - 2.2 Consumer Embarrassment
3. Research Design and Method
 - 3.1 The Use of Interviews for Data Collection
 - 3.2 Analysis of the Data Material
4. Results of the Exploratory Study
 - 4.1 Triggers of Embarrassment
 - 4.2 Coping Strategies
 - 4.3 Artificial Intelligence and Embarrassment
 - 4.4 Different Types of AI
5. Discussion
6. Conclusion, Limitation and Future Research

References

Prof. Dr. *Stefanie Paluch* is Professor of Services and Technology Marketing at the RWTH Aachen University and Senior Fellow at the Hanken School of Economics, Helsinki, Finland. Prof. Dr. *Thomas Wittkop* is Professor of Marketing and Human Resources Management at the Technische Hochschule Ostwestfalen-Lippe and Affiliated Professor at the RWTH Aachen University.

1. Introduction

„I went to H&M and my card got declined. Oh my days, pretty embarrassing. Nobody knew it was me, but I was mortified.”
(Adele, Oscar and 10-time Grammy-winning Singer (Rainbird 2016))

The above quote is from Adele, a British pop singer. According to Forbes magazine, Adele belongs to the ninth highest paid celebrity, earning 80 million USD. Despite her wealth, a rejected credit card transaction has put her in a very uncomfortable situation. In our article, we explore the question of whether Adele would have been just as embarrassed by this situation if the cashier had not been a human but a service robot. This situation is not an exception, there are many situations in which *customers are embarrassed*. For example, buying products such as condoms and pregnancy tests can humiliate the customer. A rejected credit card can also be embarrassing in an environment other than the initial example, such as a restaurant. In addition, the customer can be embarrassed by the service employees. For example, an employee in a store may forget to remove the security lock on an item, which triggers the alarm when the customer exits the store.

There are already several *studies* that have researched the behavior of consumers in such situations. Dahl et al. (2001), for example, have discovered that the awareness of a social presence, whether real or imaginary, is a stimulating factor for the feeling of embarrassment. In addition, Blair and Rouse (2013) have investigated the phenomenon that customers add additional items to their shopping basket when they purchase products that may cause embarrassment. In another study, Lau-Gesk and Drolet (2008) examined the extent to which people are willing to buy products that help avoid embarrassment in the future, but whose purchase itself also embarrasses people. A good example of this is the purchase of hemorrhoid cream, the use of which can make people foresee a possible visit to the doctor (Lau-Gesk/Drolet 2008.). The studies presented analyze the *embarrassing situations from the perspective of the customers*. However, service providers for their part can also help to alleviate the degree of embarrassment for the consumer.

Here, artificial intelligence (AI) can play an important role. AI takes over tasks in many areas of activity and is already replacing many employees in companies. A study commissioned by the German Federal Ministry of Economics and Energy in 2019 shows that almost one third of the companies in the DACH region already use AI and about 36 percent plan to use AI in the next three years. This is also supported by Gartner, one of the leading research and consulting companies in the IT sector, which describes the use of AI as part of hyper-automation as the top trend for strategic technology trends for the economy in 2020 (Panetta 2019). One of the most important trends for companies already lies in the

use of chatbots. AI agents in the form of digital voice assistants such as Alexa and Google Home are increasingly used by private individuals (Paluch/Wittkop 2019).

The infusion of artificial intelligence is changing customer-service-provider interaction and thus has an impact on the service encounter. AI technologies are already being used in a *wide range of applications*. Especially the service sector is changing due to the tremendous possibilities offered by AI. Companies often use AI to optimize their services (Wunderlich/Paluch 2017). For the service context, the trend towards AI agents means the increased use of chatbots and service robots or voice assistants instead of human employees (Huang/Rust 2018; Wirtz et al. 2018; Luo et al. 2019; Paluch/Wittkop 2020). The aim of this paper is to answer the question in how far AI can *influence the embarrassment feeling* of customers in service situations.

2. Conceptual Background

2.1 Artificial Intelligence in Service Contexts

In the future, AI will play an important role in the processing of services. Huang and Rust (2018) have developed a theory about the replacement of jobs by AI. They divided tasks into four categories and found that there is a hierarchy of substitution. Tasks that require intuitive and empathic action would be replaced last. Furthermore, Luo et al. (2019) observed in a field study with Internet-based financial services provider that chatbots are as efficient as experienced call center employees. However, because people perceived the chatbot as less knowledgeable and less empathetic than a human, the sales completion rate dropped by 79.7 percent and interaction between the bot and the client became shorter, when the chatbot was revealed. According to the Service Robot Deployment Model (Wirtz et al. 2018; Paluch et al. 2019), see Figure 1, robots are better suited for simple and complex cognitive-analytical tasks. Whereas human service providers are preferred for complex social-emotional tasks. The model also predicts that *hybrid teams (service robots and human service provider)* will be helpful and rewarding option when complex analytical and complex emotional skills are required. In this scenario, both strengths of AI and humans can be combined to realize an increase in service quality. The question remains for which particular tasks robots can be implemented *to avoid uncomfortable and stressful situations for customers*. In a survey of 873 students, Halpern and Katz (2012) found that humanoid robots detected more human traits than other robots. In addition, Bartneck et al. (2010) found an influence of the anthropomorphism of robots on the feeling of embarrassment. An experiment was conducted with 44 students (18-22 years) in which they had to perform increasingly embarrassing health tests with the help of three different human-like robots (box, technical robot, human-like robot). It was found that the students were less embarrassed when interacting with the technical box than with robots. According to the authors, this is because the robots are perceived more as human than the technical box.

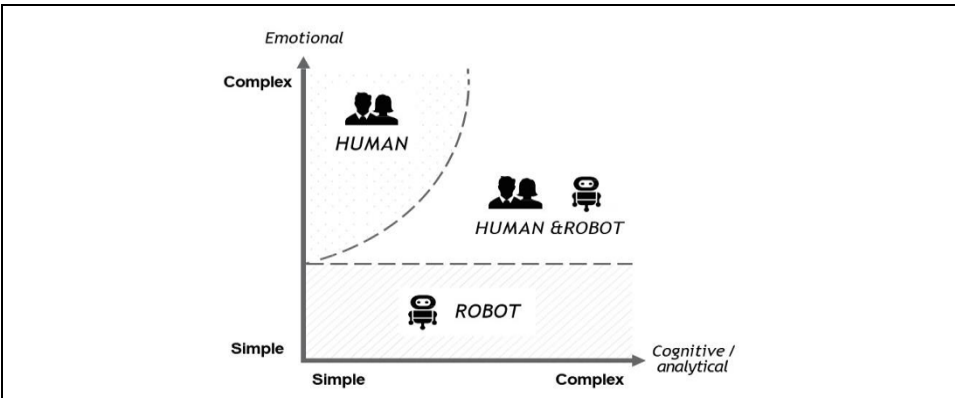


Figure 1: Service Robot Deployment Model
(Source: Wirtz et al. 2018, p. 914)

Regarding voice assistants, Moorthy and Wu (2015) conducted a qualitative study (n=20) and found out that users are more careful with the transmission of private information than with the transmission of depersonalized information. Furthermore, voice assistants were more likely to be used in a private context than in a public environment. In a qualitative study (n=20) by Cowan et al. (2017) about the use of voice assistants, participants also avoid using Siri in public places due to embarrassment by social and cultural norms. In addition, there were concerns about privacy, monetization, data consistency and transparency.

2.2 Consumer Embarrassment

An embarrassment is a state of feeling that causes uncertainty and implicit bias. Usually it comes from a lack of ability to act and intervention in personal areas of life. Embarrassment is an emotional reaction to unintentional and undesirable social predicaments. The main drivers are primarily the thoughts about *what other people think about you* (Miller/Tagney 1994). The presence of another person could therefore be a sufficient condition to evoke the thought that an evaluation is taking place (Dahl et al. 2001; Higuchi/Fukada 2002). Usually, there are several triggers for embarrassment. This can occur both when buying a product and in a situation of use (for example, refusal of a credit card when paying of the bill in a fancy restaurant) (Dahl et al. 2001). In in this case, the loss of self-esteem also plays an important role, which is generated by a negative evaluation of others. A further cause is the *social evaluation*. Here, unwanted evaluations of the embarrassment of others, whereby a loss of self-esteem is not inevitably implied. Furthermore, the exceeding of expectations may others and the recognition that one's own behavior is not in

any way connected or compatible with their own idiosyncratic ideals, also lead to embarrassment (Higuchi/Fukada 2002). There is also a negative relationship between embarrassment and previous experiences. This perspective suggests that a lack of experience with a situation leads to helplessness and possibly feelings of embarrassment are generated (Dahl et al. 2001).

Embarrassment, humiliation, and shame are often synonymous used in literature. This could be because of the similarity of these feelings which can be perceived as identical. However, it is important that embarrassment and humiliation can occur without shame, but the latter never without embarrassment and humiliation. Nevertheless, these emotional states have different reactions. Embarrassment shows similar patterns as humiliation and is considered a „spontaneous, non-verbal utterance as a result unintentional mishandling or clumsiness". Often escape, distraction, apology, justification, and joking are counted among the reactions to an embarrassment. Emotion researcher Ekman (1993) structures embarrassment to the emotional family „shame". A difference between embarrassment and shame, however, lies in the fact that shame has to be endured, whereas with embarrassment a way out of the situation is found or to deal with it. Shame does not require the presence of others. A likewise essential difference is that embarrassment anticipates, and shame is retrospective. Furthermore, shame is seen as a stronger form of embarrassment (Miller/Tangney 1994). Embarrassment often occurs in connection with emotional expressions in body language and facial expressions on. As a rule, there are numerous body language signals, which can be embarrassment as well as humiliation and shame:

- Looking and looking away
- Looking down
- Head turned to the side
- Dodging glances
- Press the lips together to suppress a smile

In the literature, various studies on the topic of embarrassment in the *service context* can be found. The following is an overview of the most relevant studies for our research. The literature table in the appendix contains additional studies.

First, human reactions to embarrassing service interactions are examined. Grace (2007) came to the conclusion that the reaction to an embarrassing service interaction can be divided into *emotional, physiological and behavioral dimensions*. The emotional response includes an unconsciously aroused feeling of the consumer. The physiological reaction refers to uncontrollable reactions in relation to normal body functions. The behavioral dimension includes controllable actions or reactions of the consumer in response to the embarrassing situation.

Furthermore, Higuchi and Fukada (2002) have investigated *four causal factors for embarrassment in public and private situations* in a study (n=288, 18-23 years). The results show that in the public situation, disruption of social interaction is the most frequently cited factor. In the private situation, loss of self-confidence and inconsistency with self-image are the most typical factors. Wu and Mattila (2013) found out through a survey (n=229, Ø age: 46 years) that the attribution of misfortune (own or imagined attribution of others),

the group size of other customers and the familiarity within this group are factors in the emergence of embarrassing service factors. Dahl et al. (2001), using two field studies (n1=99 students, n2=141 students), also found embarrassment when buying condoms in a store or vending machine to be a factor in the development of embarrassing service interaction. In addition, the authors conclude that familiarity with the purchase of the product reduces the influence of this social presence and thus the perceived embarrassment. Londono et al. (2016) conducted an empirical study (n=186, men between 18 and 65 years) to examine the choice of place of purchase when buying a hair loss product. The study shows that social relationships and privacy play a role in the choice of place of purchase. Verbeke and Bagozzi (2003) used two studies to investigate the role of embarrassment in the sales context (n1=83, n2=50). The results show that embarrassment in the sales context is generally caused either by the inappropriate behavior of the salesperson or by the inappropriate, offensive behavior of the customer. Grace (2007) supports this finding with a study based on the „critical incident technique” (n=166 in 44 different service environments) and has concluded that the behavior of the service staff is the most common source of embarrassment. Other reasons are lack of knowledge or errors on the part of the consumer.

In the literature, a variety of *coping strategies* have been observed. In the study by Grace (2007), the most frequently shown behavior of customers was the quick escape. However, 43 percent of respondents complained that there was nothing they could do to change the situation to reduce their embarrassment. Furthermore, a study by Mattila and Enz (2002) observed 200 customers (Ø age: 39 years) and 21 employees (Ø age: 27 years) of a hotel in Singapore over a period of three months. It was found that the faster the service interaction took place, the more positive it was evaluated. Bailey et al. (2001) found that customers want to reduce the emotional workload caused by the embarrassing interaction by canceling or minimizing the interaction. Embarrassing products could therefore be better sold by mail or the Internet. Goffman (1956) concluded that individuals try to restore their public self-image by directly correcting, minimizing, or explaining the situation. In a study of embarrassment in condom buying, Moore et al. (2006) further observed that subjects used multiple cognitive and behavioral coping strategies. For example, consumers use emotionally focused coping strategies (e. g. „I shouldn't be embarrassed because condoms are important”) and problem-focused strategies such as planned problem-solving, avoidance or social support. Furthermore, the authors found that both embarrassment and the number of coping strategies used decrease with age and experience.

By combining these *two streams of research (AI and consumer embarrassment)* it becomes obvious, that more research is needed to understand the role of *service robots and embarrassing service encounters*. To find answers to these questions, we have used an exploratory research design that will be presented in the following chapter.

3. Research Design and Method

In this study, the question of how AI affects the embarrassment perception of customers in service situations was investigated by employing a *qualitative research methodology*. A qualitative methodology helps to gather a holistic perspective of the new phenomenon based on observations, interviews or documents. In the following, we provide a description of our qualitative methodology and the data collection process.

3.1 The Use of Interviews for Data Collection

We have chosen a problem-centered interview that is characterized by its structure and the active role of the researcher. The interviewer asks both general and specific exploratory questions with the aim of discursively generating understanding. The *problem-centered interview* is based on three foundations (Witzel 2000). The first foundation emphasizes the focus on a socially relevant problem and underlines the interviewer's prior knowledge of general conditions in order to be able to understand the interviewee's exposures and to be able to ask questions that lead back to the problem. In the context of the present research topic, the interviews focused especially on the connection between embarrassment perceptions of customers in service situations and the influence of AI. The subject orientation in problem-centered interviews underlines the flexibility of the methodology with respect to the requirements of the investigated subject. Thus, the interviewer should respond individually to the interview partner and react appropriately according to the interview situation. As the last foundation in problem-centered interviews, Witzel (2000) refers to process orientation. Here, particular emphasis is placed on the pre-interpretation of the research process. Through a sensitive, understanding communication process, the interviewee feels trust, which in turn promotes self-reflection. In this way, new findings can be disclosed, and statements already made can be supplemented or corrected. These three foundations illustrate the decision for the method of the problem-centered interview in the context of the present work.

Although there is no fixed procedure, the interviewer often uses an interview guide as a memory aid (Witzel 2000). Therefore, we have prepared a semi-structured interview guide with 16 *open-ended questions*. Following Witzel (2000), the interview can be divided into individual phases. First of all, there is a mutual understanding between the test persons and the interviewees. After the anonymization of the interview protocols has been assured, the interview is opened with a narrative-generating communication strategy. First, an openly formulated introductory question is posed to the respondent, which introduces the research topic and at the same time is intended to motivate the respondent to tell a story. In the context of this work, the respondent was first asked the question in which service situation he or she has already experienced embarrassment in the past. In the following process, the general sounding serves to pick up thematic aspects with regard to the research questions. The questions were aimed at first understanding why a situation triggers the

feeling of embarrassment and what circumstances reinforce these feelings. Subsequently, the influencing factor AI was included. The interviewee was first asked for his or her general assessment and finally confronted with concrete examples of AI. If certain topics did not emerge from the course of the interview, ad hoc questions were used, which may lead back to the research problem. In addition to the narrative-generating communication strategy, the function of the comprehension-generating communication strategy lies in specific probing. With the help of this strategy, statements of the interviewee are to be deepened and reflected upon in order to evoke new aspects, if necessary, or to be able to correct or supplement statements of the interviewee. Finally, the interviewee is given the opportunity to ask questions to the interviewer about his or her own understanding. As soon as there were no more open questions on either side, the interview was concluded.

Interview partners were selected based on the *convenience sampling method*. This method refers to a randomly generated sample that is easily accessible to the researcher. Figure 2 shows an overview of the interview partners selected for this work. The selected interviewees have experienced initial contact with AI and are therefore suitable for a closer examination of the research topic. The age of the selected test persons is between 22 and 78 years. The gender distribution is balanced, 9 female and 11 male persons were interviewed. The social status of the test persons covers a broad spectrum from to students and professionals in different types of jobs to retirees. Due to the Covid-19 pandemic, all interviews were conducted by using the videoconference software Zoom.

IP #	Gender	Age	Profession
Interview Partner 1	Male	35	Consultant
Interview Partner 2	Male	42	Teacher
Interview Partner 3	Female	31	Social Worker
Interview Partner 4	Male	28	Student
Interview Partner 5	Female	24	Student
Interview Partner 6	Female	52	Sales person
Interview Partner 7	Male	49	Pharmacists
Interview Partner 8	Male	60	Banker
Interview Partner 9	Male	30	Painter
Interview Partner 10	Female	72	Retiree
Interview Partner 11	Female	37	Teacher
Interview Partner 12	Male	78	Retiree

Figure 2: Overview of Interview Partners

IP #	Gender	Age	Profession
Interview Partner 13	Male	45	Entrepreneur
Interview Partner 14	Male	27	IT Consultant
Interview Partner 15	Female	48	Nurse
Interview Partner 16	Female	22	Student
Interview Partner 17	Male	34	Sales Person
Interview Partner 18	Female	34	Artist
Interview Partner 19	Female	70	Retiree
Interview Partner 20	Male	52	Gardener

Figure 2: Overview of Interview Partners (continued)

3.2 Analysis of the Data Material

The interviews were audio and video recorded to enable a *qualitative content analysis* in the next step. For a structured analysis of the data material we used the software NVivo and followed the logic of content analysis proposed by Mayring (2000). Here, the focus is on reduction of the data material in such a way that essential content is identified. The analysis process can be divided into individual steps, starting with a paraphrasing of the text passages that carry the content. In this step, all non-content-carrying text components are deleted, while the content-carrying sections are formulated in a uniform language. In the second step, a level of abstraction is defined to which the text compressed in the first step is transformed. This is followed by a first and a second reduction (steps three and four). In the first part of the reduction, paraphrases with the same meaning are combined or deleted. In the second part of the reduction, paraphrases are bundled and integrated at the desired level of abstraction. These four phases are usually run through in one step for large amounts of data. In the further course of the process, all statements are summarized as a category system, which represents a picture of the population. After this has been completed, the last step is a re-examination of the system based on the source material. If at this point there is still room for improvement, the system can be re-run from step two by setting a higher level of abstraction. Subsequently, a coding tree was created, which reflects the content of data material. The results will be discussed in the next section.

4. Results of the Exploratory Study

Based on the qualitative interviews, we developed the Service Robots Embarrassment Perception Framework (SR-EPF), see Figure 3, which will be explained in the following section. The interview partners reported several service situations in which they had experienced embarrassment. Examples include paying for and returning purchases, tutoring, insurance consultations, and visits to the gynecologist and the pharmacy. In these situations, embarrassment was influenced by various factors. It led both to direct reactions and to longer-term changes in the behavior of the subjects. First, different sources of embarrassment are described. As already mentioned by Grace (2007; 2009), the sources can be divided into the service employees, the customer, and others.

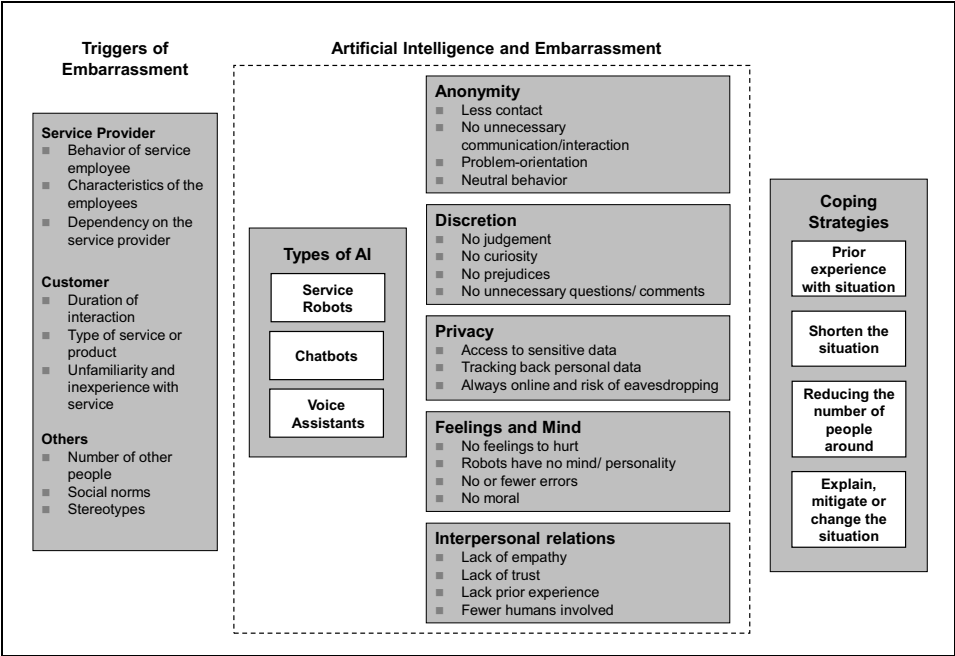


Figure 3: Service Robots Embarrassment Perception Framework (SR-EPF)

4.1 Triggers of Embarrassment

Other people and the number of people around can lead to embarrassing situations

In the situations described above where participants experienced embarrassment, it was noticeable that the feeling of embarrassment was influenced by other people present. „*I think in another setting, where you are surrounded by friends, this situation would not have been so uncomfortable for me.*” (IP 16). In these situations, the interview partners were worried about what other people thought about them: „*Yes, what does the person behind you at the cash register think. You bought two frozen pizzas and a coke or something like that.*” (IP 4) and „*To explain to an unfamiliar person that you need a pregnancy test now. And of course, you think about what the other person thinks about you.*” (IP 5). The embarrassment in these situations is thus not simply caused by the action or the service, but it is because of other people are present and the person is thinking about how their behavior or purchase is evaluated by others. Nevertheless, there can be a judgement of those present, especially other customers, which is a factor for embarrassment: „*Where I am embarrassed, it is [...] about the environment and the judgement behind it. If something happens or someone says something, [...] that I do not want to be judged in any way.*” (IP 11).

A professional service provider makes the situation less embarrassing

A service situation is characterized by a certain constellation of people. It contains a person who uses the service, a customer, then the service provider who provides a service and possibly to other customers or other persons present. The embarrassment is thereby influenced by the expected perception of the self by other persons. Since the service provider is a professional and experienced person, customers have different expectations of the service provider, „*[...] because, as I said, when you're sitting at the checkout and that's your job, and I think that's the gynecologist's thing, you have hundreds of these situations a day where a person comes by and has no idea what they're buying, and maybe even more disgusting things than what I'm buying.*” (IP 13). Because of the experience and qualifications of the service provider, the situation is perceived as less embarrassing or uncomfortable for the customer.

Thinking and judging in stereotypes by others can lead to embarrassing situations

Social stereotypes play a major role in this context. The embarrassed person feels judged based on stereotypes. For example, buying unhealthy food, can only damage the individual's reputation if it is a product or service that is considered relevant by society and is assessed negatively in some form. In the case of unhealthy food, sugary drinks, sweets and frozen products were mentioned. These foods may be associated with a stereotype of an overweight person or may be associated with a lower social status. Gender stereotypes also play a role, as a woman is expected to consume food in moderation: „*[...] Maybe this*

unpleasant feeling of discomfort is also there because of the stereotype: A girl like this must somehow only be able to eat a quarter of a plate [...].” (IP 18).

Violation of social norms can lead to embarrassing situations

Besides stereotypes, a violation of social and societal conventions also causes embarrassment. Some situations are for example *„coming to a birthday without a present. Being inappropriately dressed, at a wedding, at an event or something. That would also be uncomfortable for me.”* (IP 1). In the service context, it may also be a violation of norm not to buy a service in spite of a detailed consultation, as can be seen from the following quote: *„Then you become a bit like that or I would always have that feeling. Yes, now he has advised me. Now I would also have to buy something.”* (IP 9). In this case, the expectation of the service provider might lead to the feeling of embarrassment.

The duration of the interaction can lead to embarrassing situations

Almost all participants describe uncomfortable situations concerning the time. They felt stressed when they needed more time than expected for an activity, such as paying at the cash desk: *„[...] [I] wanted to pay contactless with my bank card and that didn't work and I felt extremely stressed because I also thought that the cashier was a bit annoyed by the whole situation because I wasn't paying fast enough [...].”* (IP 20). The participant believed that this caused annoyance among employees and other customers. This is especially the case when others had to wait because of them: *„Much fewer people would have had to stand behind me to prevent me from feeling that I was taking up other people's time.”* (IP 12). Additionally, we assume that the feeling of stress makes it even more difficult to carry out the action. The test persons also had the feeling *„[...] that [they] had done something wrong at a moment when it didn't fit at all. [...] [W]here [you] somehow become a burden to others.”* (IP 6).

The type of product or service can lead to embarrassing situations

The purchase of products or services related to intimacy leads to embarrassment: *„I am super reluctant to buy anything that [...] could indicate that I am actually having sex.”* (IP 5). With increasing degree of intimacy (*„The more intimate it becomes, the more uncomfortable it can become very quickly.”*, IP 1) and the presence of employees and customers of the opposite sex (*„But if there are two men behind you [...] or the cashier is a man, then you feel somehow or other uncomfortable.”*, IP 3), the embarrassment is increased.

Unprofessional employee behavior can lead to embarrassing situations

The behavior of the employees also plays an important role in embarrassing situations. Employees often push for purchases, behave unfriendly, which can lead to loud arguments or ask too many questions: *„He then went to the pharmacy and the guy asked him questions*

for so long that he was embarrassed.” (IP 7). According to the evaluated interviews, the number of people involved is also an important factor influencing the embarrassment. A situation with only one employee is less embarrassing compared to the same embarrassing situation with several people in the vicinity: *„When I am with one person in private, it is less bad than when I am standing in a crowded pharmacy and there are several people there.”* (IP 4). In addition, this leads to an insecurity of the embarrassed person, who and how many people might have overheard this embarrassing conversation.

Personal characteristics of the service employees lead to embarrassing situations

In addition, the sympathy felt towards the employees involved increases the embarrassment. If, for example, employees are perceived as sympathetic and attractive (*„If [...] the pharmacist is particularly attractive [...] and is also totally nice, then I think: 'Oh, how do I have to deal with this topic with her now?'"*, IP 2) or employees are insensitive and make negative comments, this can increase the embarrassing feeling for the customer.

Dependency on the service provider can lead to embarrassing situations

In addition, the feeling of dependency on a particular persons or during personal interactions that cannot be avoided, such as during medical examinations, where *„one must interact with the doctor personally”* (IP 3) or in situations where help must be sought, lead to embarrassment: *„Of course, I was uncomfortable about this because I didn't want to talk about that, but there was no other way.”* (IP 11).

Unfamiliarity and inexperience of the customer can lead to embarrassing situations

In addition, an unfamiliar environment, unknown people and products that are not bought regularly lead to embarrassment. In summary, these are new situations in which people have little or no experience: *„You are in an unfamiliar environment, you are at the mercy of a person you do not know and you do not know exactly what is happening.”* (IP 14). Another factor is the assessment of the situation of the embarrassed person, especially in advance. This can be expressed, for example, in the fear of being laughed at because of a lack of knowledge or the previous assumption about the reaction of those involved: *„If I behave wrongly, they will laugh at me.”* (IP 16) and *„Fears or a certain presumption about how another person might react, I think is what holds one back.”* (IP 2).

4.2 Coping Strategies

The respondents themselves note that situations they have already lived through are less embarrassing the next time they *experience* them again. A coping strategy of the participants is therefore to increase their experience value in advance. This can be done by providing information on a certain topic or by mentally playing through possible scenarios

that may occur: „*That I have already thought about it beforehand, so that I don't panic.*” (IP 3).

Another popular coping strategy is to circumvent or *shorten the situation*. If it is known in advance that a situation could become embarrassing, respondents find other ways to complete their particular project and thus avoid the potential embarrassment completely: „*I have avoided that, so I did not go back in there.*” (IP 70). If the situation cannot be avoided, it is either kept short or even broken off: „*I didn't say anything about it. I then simply turned around and left.*” (IP 18).

Furthermore, in embarrassing situations, the *number of people* who observe an embarrassing situation or who are directly involved in this situation is minimized as much as possible, thus making the situation as anonymous as possible. For example, the interviewees consciously choose cash registers with few people, avoid acquaintances or use online stores: „*I have never been to a sex store before and I had already ordered something online [...]. You can even make the package anonymous... This embarrassment is practically gone, because you are relatively sure that nobody will notice it.*” (IP 1).

Some interviewees also tend to *explain, mitigate or change the situation* to themselves, thus developing a kind of psychological self-protection. This can manifest itself through various actions. On the one hand, a situation can be analyzed with regard to its influencing factors (e. g. reaction of the other persons, the environment, own appearance), in order to give oneself an explanation of the experience. Another method is to play down the situation: „*After all, that is more or less the norm [...].*” (IP 8). And on the other hand, the context of the situation can be changed, often with excuses to distance oneself from this embarrassment: „*'Is for a friend.'* [...] *To find a reason that is still realistically imaginable. [...] But why am I doing this? To not have to admit to myself or not to have the embarrassing feeling so strong in the situation and to not project it onto myself.*” (IP 17).

In addition to these four coping strategies, the participants of the study mentioned other possibilities to reduce the embarrassment of a situation, although less frequently. These include, for example, acting with foresight, i. e. behaving politely and appropriately, explaining the situation to the other participants/the service provider, covering up the embarrassment by concealing feelings and facial expressions, or entering the situation with familiar people, e. g. friends.

4.3 Artificial Intelligence and Embarrassment

AI increases the anonymity in the service encounter

AI agents, and all interviewees agree, increase anonymity. An embarrassing situation is considerably soothed by an AI agent, simply by the fact that fewer people are involved in such an encounter. So, it is conceivable that some services can be carried out completely without other people. In other service situations, at least the number of people would be

reduced: „Yes, because then you would meet far fewer people. Then one would only have contact with the doctor and that was it. That would be much more pleasant.” (IP 5).

AI increases discretion in the service encounter

The acting of an AI agent can be described in parts as discrete. Among other things, this includes a reserved and considerate treatment of the customer. An AI agent does not judge, is not curious, has no prejudices, does not ask unnecessary questions or makes unnecessary comments. The respondents clearly expect an AI agent to be discreetly programmed. Especially the aspect that an AI agent does not form an undesired opinion is of great importance: „But this would be one of those stories where I could reveal everything personal and know that the person or artificial intelligence cannot use this against me or interpret anything. [...] we know that the computers cannot, should not, must not think.” (IP 7).

AI uses problem-oriented neutral communication styles

Another aspect by which AI agents influence embarrassing situations is the way of communication and the degree of information. The pressure to adhere to common behavioral norms or conversational etiquette, such as small talk or welcoming phrases, is significantly reduced on the one hand, and on the other hand the possibility of getting into an unpleasant situation due to disregard of this etiquette is completely eliminated. In addition, the AI agent limits himself to the problem-solving process and thus communicates in a goal-oriented and objective manner. The duration of an embarrassing situation can be shortened accordingly, and misunderstandings can be avoided: „That you simply get your information and do not have to interact.” (IP 13).

AI has no feelings and mind

In addition to the effects of AI agents on embarrassment described above, the respondents mentioned another possible aspect that could reduce embarrassment. For example, an AI agent has no feelings to hurt: „No matter how I talk to the robot and what I tell it is not a human.” (IP 9). In addition, AI agents make statements without feelings, which in turn prevents misinterpretations: „The robot also cannot judge me for my behavior. Many people like to do that all too much.” (IP 17). Interview partners stress the aspect of usefulness that is associated with AI agents since they have fewer sources of error than humans: „I have to say: How should the robot be able to judge that. It has no mind. It is programmed by humans for a certain behavior and that is it. If the robot now had a mind, too, then everyone would go crazy.” (IP 7). According to the interviewees, the errors in AI are often caused by the incorrect use of humans. Furthermore, in certain service areas, an AI enables the service to be relocated, thus making the environment familiar, comfortable, and probably less crowded. Medical consultations can, for example, be conducted from home. However, there are also limitations. Especially in the case of services that are very per-

sonal or deal strongly with optimization, some respondents lacked an interpersonal relationship and trust in the human service provider, which is apparently difficult or impossible to establish with an AI agent.

AI cannot build interpersonal relations

However, the type of communication does not reduce embarrassment in all interviewees and situations. They fear that the AI agent is not always able to correctly categorize emotional topics, especially since people are very different in their sense of embarrassment. Bad experiences with computer-controlled service hotlines also lead to the participants being concerned that AI agents may not understand them correctly which in turn can lead to embarrassment: „*If I would say something to the robot and it would understand something else and would then ask if I meant this and that and that is again something that I did not say and which is totally embarrassing.*” (IP 15).

AI impairs privacy

Nevertheless, many interviewees find that the permanent readiness of the AI to operate causes a risk of eavesdropping and thus impairs privacy. In order to completely prevent the tracing back to a person, it must be ensured that personal data, especially in the case of intimate services, is handled sensitively: „*One does not know whether a third party has hacked into the system and one does not know where the data will go.*” (IP 3).

4.4 Different Types of AI

Chatbots

Since different types of AI exist, we also differentiate between chatbots, service robots and voice assistants. The category Chatbots shows that the Chatbot can be helpful with standardized queries and yes/no answers: „*Because then I wouldn't have to ask the person about the size, but, for example with such a chatbot, the person could ask: "Yes, is the size still available in your store, is it still for sale?"*” (IP 3). However, when problems arise, beyond database queries, they are often passed on to a human employee: „*I always prefer a customer service employee when it gets more complicated.*” (IP 10). But nevertheless, interview partners see advantages with Chatbots, they can ask everything and do not have to face anyone. This type of AI is perceived as the most impersonal: „*Yes, I think [...] I would probably be less embarrassed, because this is the most impersonal thing that is probably possible. So, writing and then not even with a human being.*” (IP 6).

Voice Assistants

Voice assistants and smart speakers are getting more popular and more customers use voice search or the assistant to interact with AI. Nevertheless, interview partners noted that the loud pronunciation of the voice assistant, including the human voice, can lead to more embarrassing situations, especially in more intimate services: „*Well, I think, by the fact that it is voice-based and by the fact that other people can listen, and by the fact that it is unusual to order things by voice that you do not buy often.*” (IP 4). However, it is less embarrassing for the interview partners to talk to the voice assistant than to a human being and even to a humanoid robot, because the human appearance is missing: „*[...] in situations it is embarrassing to tell another person that when you look into his eyes and read exactly what the person is saying in his face, as a reaction to what you are saying.*” (IP 17) and „*So you don't even have a robot in front of you, only the voice output.*” (IP 20).

Service Robots

The humanoid robot, on the other hand, is better suited for intimate services with necessary interpersonal trust than the other two AI types: „*[...] Such a humanoid robot, I actually find it very likeable. [...] And because it is very matter-of-fact, because it is a robot, but still you have the feeling that it is something human-like.*” (IP 5). Nevertheless, the human appearance is also a greater obstacle to embarrassment than other types of AI: „*Yes, I just think with such a robot that to a certain extent, somehow, somewhere, an evaluation takes place or that there is some kind of reaction. Less than with a real person, but more than with a voice assistant or a chatbot, I think.*” (IP 9).

5. Discussion

With this exploratory study, we shed light on the question in how far AI can influence the perceived embarrassment of customers in different service settings. Based on 20 personal interviews, we developed a *qualitative framework on AI Embarrassment Perception* (AI-EP).

The factors *discretion and respect for personal privacy* that service robots are associated with reduce stress and thus provide security, which in turn reduces embarrassment for customers. Also, the employment of service robots in retail and other service settings reduce the group size of the other customers or service employees in close proximity, which was reported as a concern for the emergence of embarrassing service interactions (Wu/Mattila 2013). A general perception of other people thus causes increasing embarrassment (Dahl et al. 2001).

If an embarrassing situation cannot be avoided, the attempt is made to reduce the number of factors that cause embarrassment. By using AI in form of service robots, the number of observers is minimized or the contact to other people is completely prevented. One way

out is offered by alternative offering alternative channels, such as online trading, whereby embarrassing products are sold by mail or on the Internet (Bailey et al. 2001).

Ultimately, another trigger is the fear of social consequences or changes in social status that cause embarrassment. This fear usually arises from uncertainty and can be interpreted as eustress, so-called positive stress, after a positive experience. This insecurity seems to result from a distorted self-perception and the need to project influences from the environment onto oneself. Service robots or AI in general will not judge customers and therefore they do not have to be afraid of any negative consequences.

Furthermore, a situation is perceived as more embarrassing if there is no secure social relationship, but this is desired. Thus, situations in a small, close circle of acquaintances and friends are perceived as less embarrassing and situations in a small circle with distant acquaintances or strangers are perceived as more embarrassing (Wu/Mattila 2013): *„Of course it is more unpleasant with people who know me, but with whom I do not have very good contact, such as my best friends, that would be less embarrassing than with strangers.”* (IP 5).

A feeling of dependency or loss of self-confidence and an inconsistency with the self-image (Higuchi/Fukada 2002) can reinforce the feeling of embarrassment. Basically, the experience with a situation, i. e. how much someone is used to a situation, is another factor that leads to a situation being perceived as less embarrassing. This is true both for the customer and the provider. If, on the other hand, the providers are considered inexperienced in a situation, they may consciously or unconsciously exert pressure on the customer through their behavior. Here, the inappropriate behavior of the salesperson or employee as a reinforcing factor leads to increased embarrassment (Verbeke/Bagozzi 2003). If experiences with a situation exist, not only is the time of the ongoing stressful situation shortened, but also the frequency of interaction with the same person is reduced: *„The reason was simply that I had to go to the same man [...] three times and always had the same problem.”* (IP 11). This in turn leads to less dependency on the other person and therefore less embarrassment. In contrast, unknown situations increase the uncertainty for customers, which causes the factor of dependence and can lead to embarrassment. The role of social relations and privacy in the choice of place of purchase is emphasized (Londono et al. 2016).

To avoid such unknown situations, *strategies for prevention* are developed, such as managing dependency by increasing the experience value in advance. This involves actively preparing oneself for a likely unpleasant situation, which can lead to less embarrassment in the upcoming situation (Dahl et al. 2001).

If the persons cannot avoid the stress factors and thus cannot reduce the embarrassing situation, a negative stress, distress, is triggered. Finally, an attempt is made to break off such situations, to keep them short or avoid them altogether (Grace 2007). In order to prevent stress from occurring in the first place, it helps to *communicate clearly and rationally*. The factor of unambiguous communication means that no conscious, possibly

inappropriate behavior of the other person is perceived (Grace 2007) and misunderstandings are avoided, which has no social consequences and does not cause embarrassment: „*I would have liked to have received such neutral, but concrete, detailed instructions.*” (IP 10).

Another way to avoid situations and avoid the social consequences is to *subjectively relativize*, explain, mitigate or change the context. This is done out of psychological self-protection in order to restore the public self-image (Goffmann 1956).

The extent to which human embarrassment is influenced by interaction with service robots, when the assumption applies that artificial intelligence does not judge, feel and evaluate, can be deduced from embarrassment on the basis of the triggering and reinforcing factors already explained. The *discretion of an AI* combines, in reverse, various aspects that are appropriate to avoid an embarrassing situation. These include the handling of the given information and the low risk of social consequences, since embarrassment is often caused not by accident but intentionally by inappropriate behavior (Grace 2007). However, such behavior is not generally attributed to an AI. Rather, non-intrusive, discreet behavior and non-judgmental communication is assumed, which favors anonymity and avoids social consequences. This is an advantage, since discretion is a characteristic that is not generally assigned to people, but rather must first earn their recognition: „*And of course you do not have this direct emotional aspect that you think [...] I am embarrassed by it.*” (IP 2).

As has already become clear with the dependence and experience of employees, objectivity and efficiency are both factors that can reduce or completely eliminate embarrassment in a situation. This is true for humans on the one hand, but on the other hand also for AI. For example, Luo et al. (2019) found in their study that chatbots are as efficient as experienced call center agents. Clear and simple communication can eliminate misunderstandings in a situation, but also shorten the time needed. This is because a service intervention is evaluated more positively the faster it is carried out (Mattila/Enz 2002), which shortens the time it takes to create a potential embarrassment. However, if the complexity is too high, simple communication can also have negative effects. Humans perceive robots as less knowledgeable and empathetic, as the study by Luo et al. (2019) also shows in a general way. In this case, sales transactions declined at the other end, after the robot was disclosed. If *situations arise due to a high degree of complexity*, which the AI cannot handle in the desired way or sufficiently, there is again the *danger of possible misunderstandings and miscommunication* on the one hand and this leads to the fact that other persons are turned away. Consequently, the advantage of the anonymity of the AI is reduced, which can trigger a possible social consequence and highlight embarrassment.

Another negative factor on the part of AI seems to be a fundamental *distrust of data security*. In detail, concerns about privacy, data security and transparency are evident (Cowan et al. 2017). Without this trust, sensitive and emotional issues are not shared with AI. As a result, users are more cautious about sharing private information than they are about sharing impersonal information (Moorthy/Wu 2015). This reduced trust in data security also limits trust in all other areas that require interpersonal relationships. This includes

private, emotional and intimate conversations. In this respect, areas and tasks in which intuitive and empathetic action is required (Huang/Rust 2018), which is why AI is currently used for simpler services or situations that are utilitarian in nature (Sivaramakrishnan et al. 2007): „[...] *I could simply imagine that such a robot would lack this interpersonal element [...].*” (IP 10).

Different types of AI have distinct effects on human embarrassment. Due to the rather simple communication, an AI in the form of a chatbot can solve less complex issues *more efficiently and without causing harshness*, such as the completion of product information (Sivaramakrishnan et al. 2007). Silent, written communication, which favors anonymity, is the best way to reduce embarrassment, since more time is available to structure thoughts and an emotional distance is given. Also, the omission of human characteristics leads to a decrease in the fear of social consequences: „*[I find that] embarrassment is at its lowest because you neither hear a voice nor see anyone, but simply chat.*” (IP 18). However, the chatbot quickly reaches its limits, which can involve other people and make the situation embarrassing. The chatbot is considered to be the least useful in this respect, since the application is limited to a few functions and does not offer any help for individual and very advice-needy requests.

Although AI can be used to reduce contact with people in potentially embarrassing situations, voice assistants are used *in private rather than public spaces* (Moorthy/Wu 2015), which means that external conditions can be ruled out. If, however, a louder pronunciation of the voice assistant leads to a shift into the public space, as was the case with a salesperson who exerts pressure on the consumer, then pressure is also exerted and the degree of embarrassment increases: „*He usually says [information] out loud [...]. In a situation in which you don't want that kind of thing to be said out loud.*” (IP 9). The public space is, as with a human being, limited by a social framework and cultural norms, so the use of the voice assistant encounters human behavior and thus causes embarrassment (Cowan et al. 2017). By adding a voice, a voice assistant is more human-like (Cowan et al. 2017), and more personal concerns are shared compared to a chatbot, regardless of privacy concerns: „*You still hear that voice, which is also very human [...].*” (IP 3). However, the degree of embarrassment also increases, as human judgmental reactions and social consequences are to be expected. The triggers of embarrassment seem to increase with the increase in human attributes, since the degree of embarrassment in the case of the voice assistant is nevertheless lower than in the case of a humanoid robot: „*[...] There [is] in any case even less embarrassment [...] than with a robot, for example, because you really only hear the voice and do not see anything [...].*” (IP 13).

In a humanoid robot, further human traits can be recognized (Halpern/Katz 2012), whereby a more sensitive handling and social norms are attributed to the robot and as a result trust in the robot can be developed. The humanization in turn leads to fears about the factors of potential evaluation about the own person and social consequences. In this context, *intimacy issues* are of particular importance since the humanoid robot as the most human-like AI has the greatest potential for embarrassment (Bartneck et. al 2010) and

does not seem to change the degree of embarrassment. Recently, a humanoid robot again shows the hindrance of a lack of anonymity: „*If this is said out loud and you are somewhere, it can be very problematic [...]*.” (IP 2). Interaction with this kind of AI will usually take place in a public space, as opposed to the use of chatbots and voice assistants, which are more likely to be used in a private environment. Interview partners find themselves in a situation in which, similar to a voice assistant, they identify human behavior when interaction with service robots, which in turn could lead to social consequences and thus to embarrassment: „*I would be embarrassed if I imagine that I was talking to a robot about my medical issues. I don't know how they react.*” (IP 1).

6. Conclusion, Limitation and Future Research

Based on 20 personal in-depth interviews with a heterogeneous group of interview partners, we developed the *Service Robot Embarrassment Perception Framework*. Within this framework, we could identify different kind of sources for embarrassment in the service encounter. As already suggested by Grace (2007; 2009), service provider, employees, the customer and other people could be possible reasons for customers to feel embarrassed. Furthermore, the framework explains in how far AI in form of chatbots, voice assistants and service robots could help to diminish the feeling of embarrassment in some service situations. The frameworks also identify coping strategies that can be applied also in combination with AI to reduce the feeling of embarrassment for the customer. Since this study is exploratory in nature, there are certain limitations that needs to be addressed. First, the interviews were conducted in the videoconferencing software Zoom, this might have an impact on the depth of the information as researcher and interviewees were not sitting face-to-face. Second, all interview partners can be described as technology-savvy, this characteristic might lead to a bias in the results regarding the use of AI. Third, the subject of embarrassment is a sensitive topic, which makes it sometimes difficult for interview partners to find the right words and to talk openly about the embarrassing situations. More research is needed to completely understand this complex issue. Future research should examine in-depth the role of AI and particularly the five identified dimensions and its influence on embarrassment. Also, more research is needed to understand the relationships between those five dimensions and the coping strategies. Lastly, researchers should focus on the identification of moderators and mediators that have an influence on the perceived embarrassment.

References

- Bartneck, C./Bleeker, T./Bun, J./Fens, P./Riet, L. (2010): The Influence of Robot Anthropomorphism on the Feelings of Embarrassment when Interacting with Robots, in: *Journal of Behavioral Robotics*, Vol. 1, No. 2, pp. 109-115.
- Blair, S./Roese, N.J. (2013): Balancing the Basket – The Role of Shopping Basket Composition in Embarrassment, in: *Journal of Consumer Research*, Vol. 40, No. 4, pp. 676-691.
- Cowan, B.R./Pantidi, N./Coyle, D./Morrissey, K./Clarke, P./Al-Shehri, S./Early, D./Bandeira, N. (2017): “What Can I Help You With?” – Infrequent Users’ Experiences of Intelligent Personal Assistants, in: *MobileHCI '17 – Proceedings of the 19th International Conference on Human-Computer Interaction with Mobile Devices and Services*, New York.
- Dahl, D.W./Manchanda R.V./Argo, J.J. (2001): Embarrassment in Consumer Purchase – The Roles of Social Presence and Purchase Familiarity, in: *Journal of Consumer Research*, Vol. 28, No. 3, pp. 473-481.
- Higuchi, M./Fukada, H. (2002): A Comparison of Four Causal Factors of Embarrassment in Public and Private Situations, in: *The Journal of Psychology*, Vol. 136, No. 4, pp. 399-406.
- Huang, M./Rust, R. (2018): Artificial Intelligence in Service, in: *Journal of Service Research*, Vol. 21, No. 2, pp. 155-172.
- Goffman, E. (1956): Embarrassment and Social Organization, in: *American Journal of Sociology*, Vol. 62, No. 3, pp. 264-271.
- Grace, D. (2007): How Embarrassing! An Exploratory Study of Critical Incidents Including Affective Reactions, in: *Journal of Service Research*, Vol. 9, No. 3, pp. 271-284.
- Grace, D. (2009): An Examination of Consumer Embarrassment and Repatronage Intentions in the Context of Emotional Service Encounters, in: *Journal of Retailing and Consumer Services*, Vol. 16, No. 1, pp. 1-9.
- Halpern, D./Katz, J. (2012): Unveiling Robotophobia and Cyber-dystopianism – The Role of Gender, Technology and Religion on Attitudes Towards Robots, in: *Proceedings of the International Conference on Human-Robot Interaction (HRI)*, Boston.
- Lau-Gesk, L./Drolet, A. (2008): The Publicly Self-Consciousness Consumer – Prepared to be Embarrassed, in: *Journal of Consumer Psychology*, Vol. 18, No. 2, pp. 127-139.
- Londono, J.C./Davies, K./Elms, J. (2017): Extending the Theory of Planned Behavior to Examine the Role of Anticipated Negative Emotions on Channel Intention – The Case of an Embarrassing Product, in: *Journal of Retailing and Consumer Services*, Vol. 36, No. 1, pp. 8-20.

- Luo, X./Tong, S./Fang, Z./Qu, Z. (2019): *Frontiers – Machines vs. Humans – The Impact of Artificial Intelligence Chatbot Disclosure on Customer Purchases*, in: *Marketing Science*, Vol. 38, No. 6, pp. 1-11.
- Mattila, A./Enz, C. (2002): *The Role of Emotions in Service Encounters*, in: *Journal of Service Research*, Vol. 4, No. 4, pp. 268-277.
- Miller, R.S./Tangney, J.P. (1994): *Differentiating Embarrassment and Shame*, in: *Journal of Social and Clinical Psychology*, Vol. 13, No. 3, pp. 273-287.
- Moore, S.G./Dahl, D.W./Gorn, G.J./Weinberg, C.B. (2006): *Coping with Condom Embarrassment*, in: *Psychology, Health & Medicine*, Vol. 11, No. 1, pp. 70-79.
- Moorthy, A./Vu, K.-P. (2015): *Privacy Concerns for Use of Voice Activated Personal Assistant in the Public Space*, in: *International Journal of Human-Computer Interaction*, Vol. 31, No. 1, pp. 307-335.
- Paluch, S./Wittkop, T. (2019): „Voice Marketing – die Stimme der Zukunft?“, in: Bruhn, M./Kirchgeorg, M./Barth, S./Burmann, C. (eds.): *Marketing Weiterdenken – Zukunftspfade für eine marktorientierte Unternehmensführung*, 2nd ed., Wiesbaden, pp. 509-520.
- Paluch, S./Wirtz, J./Kunz, W. (2019): „Service Robots and the Future of Service“, in: Bruhn, M./Kirchgeorg, M./Barth, S./Burmann, C. (eds.): *Marketing Weiterdenken – Zukunftspfade für eine marktorientierte Unternehmensführung*, 2nd ed., Wiesbaden, pp. 423-435.
- Paluch, S./Wirtz, J. (2020): *Artificial Intelligence and Robots in the Service Encounter*, in: *Journal of Service Management Research*, Vol. 4, No. 1, pp. 3-8.
- Panetta, K. (2019): *Gartner Top 10 Strategic Technology Trends for 2020*, <https://www.gartner.com/smarterwithgartner/gartner-top-10-strategic-technology-trends-for-2020/> (retrieved on September 30, 2020).
- Rainbird, A. (2016): *Adele might be one of the richest women in pop - but her credit card was still declined in H&M*, *Mirror*, <https://www.mirror.co.uk/3am/celebrity-news/adele-might-one-richest-women-8564292> (retrieved on April 29, 2021).
- Sivaramakrishnan, S./Wan, F./Tang, Z. (2007): *Giving an "E-Human Touch" to E-Tailing – The Moderating Roles of Static Information Quantity and Consumption Motive in the Effectiveness of an Anthropomorphic Information Agent*, in: *Journal of Interactive Marketing*, Vol. 21, No. 1, pp. 60-75.
- Verbeke, W./Bagozzi, R. (2003): *Exploring the Role of Self- and Customer-Provoked Embarrassment in Personal Selling*, in: *International Journal of Research in Marketing*, Vol. 20, No. 3, pp. 233-258.
- Witzel, A. (2000): *Das problemzentrierte Interview*, in: *Forum Qualitative Sozialforschung*, Vol. 1, No. 1, pp. 1-9.
- Wu, L./Matilla, A. (2013): *Investigating Consumer Embarrassment in Service Interactions*, in: *International Journal of Hospitality Management*, Vol. 33, No. 1, pp. 196-202.

- Wirtz, J./Patterson, P.G./Kunz, W./Gruber, T./Lu, V.N./Paluch, S./Martins, A. (2018): Brave New World – Service Robots in the Frontline, in: *The Journal of Service Management*, Vol. 29, No. 5, pp. 907-931.
- Wunderlich, N.V./Paluch, S. (2017): “A Nice and Friendly Chat with a Bot – User Perceptions of AI-Based Service Agents”, in: *Proceedings of the 38th International Conference on Information Systems*, Seoul, pp. 1-11.



Marie-Sophie Schönitz

The Dark Side of the Halo – Implications of the Horn Effect for the Management of Business-to-Customer Relationships in the Context of Artificial Intelligence

1. Introduction
2. Theoretical Background
3. Systematic Literature Review
 - 3.1 Methodology
 - 3.2 Findings
4. Relationship Marketing Perspective
 - 4.1 Customer Lens
 - 4.2 Company Lens
5. Role of Artificial Intelligence
6. Conclusion

References

Marie-Sophie Schönitz, M.Sc, is a Research Assistant and PhD Candidate at the Chair of Business Management, especially Marketing, at the TU Dresden.

1. Introduction

The establishment and maintenance of long-term business-to-customer relationships has become a considerable complement to the traditional marketing approach that is essential in today's economic research and practice (Hadwich 2003; Finch et al. 2015; Bruhn 2016; Grönroos 2017; Luu 2019). Especially in the context of services, which implies a high level of human and emotional interaction, the management of business-to-customer relationships is a crucial task for companies (Bruhn 2016). This task becomes even more important with regard to the ongoing digitalization of society and economy. As the service industry can be seen as pioneering when it comes to utilizing new technologies (Amorim et al. 2019), service systems tend to evolve into “increasingly digitalized and networked co-production environments where employees, customers and technology engage in rich interactions to deploy outputs and create value” (Amorim et al. 2019, p. 1145). Hence, service-bound interactions become more and more complex due to technical progress, and marketers are challenged to find innovative solutions in order to face this growing complexity.

Concerning this matter, *Artificial Intelligence (AI)* can function as a powerful marketing tool because it influences the way a key element in terms of services – information – is handled (Kumar/Reinartz 2016; Amorim et al. 2019; Overgoor et al. 2019). Thereby, the term *marketing AI* denotes “the development of artificial agents that, given the information they have about consumers, competitors, and the focal company, suggest and/or take marketing actions to achieve the best marketing outcome” (Overgoor et al. 2019, p. 157). Thus, by the use of AI, prediction and decision processes can be configured more efficiently, leading to improvements of – digital as well as analogue – service performance (Agrawal et al. 2019; Overgoor et al. 2019).

Whether focusing on analogue/offline or digital/online service settings, “the human need for relationships is universal, and psychological mechanisms that enable and promote the development of relationships are the same in both [...]” (Steinhoff et al. 2019, p. 370; see also Kozlenkova et al. 2017). Thus, in order to effectively manage and control business-to-customer relationships with the aid of new technologies such as AI, considering these psychological influence factors seems fruitful. Nevertheless, since relationships are more strongly impaired by negative incidents (Baumeister et al. 2001), it seems inevitable – and possibly even more important – that psychological mechanisms with the potential to hinder the evolvement of relationships are also taken into account.

A psychological phenomenon with influence on the development of attitudes and, therefore, effecting a key element of business-to-customer relationships (Spears/Singh 2004; Chang/Chieng 2006; Bruhn 2016), is the *halo effect* (Jin/Lee 2019). It describes a cognitive bias that basically functions to simplify human evaluation processes (Forgas 2011).

In terms of the halo effect, individuals pre-eminently tend to perceive characteristics of a subject or object as positive, whereby the assessment of these characteristics is the result of a positive overall impression (Thorndike 1920; Johnson/Vidulich 1956).

A less explored special case of the halo effect is the *horn effect* (Sundar et al. 2014; Burton et al. 2015; Jang et al. 2016). In contrast to the former, which primarily implies positive overshadowing, the latter focusses solely on the dark side of interference, meaning the negative colouring of perceptions and cognitions. Thus, the horn effect leads to fundamentally negative impressions of specific attributes due to a negative overall impression of a subject or object (Burton et al. 2015; Jang et al. 2016).

As psychological mechanisms function as predictors or catalysts of customers' behaviour (Bruhn 2016), those criteria emphasize possible consequences for the economic output of relationship marketing efforts: while the occurrence of halo effects may be associated with (wanted) positive outcomes, horn incidences conceivably come along with (unwanted) negative implications – rather independent of customers' intents and rather irrevocable. Thus, (mistakenly made) bad evaluations appear to imply repercussions relevant to the management of business-to-customer relationships. Therefore, and because research on the horn phenomenon is underrepresented (Sundar et al. 2014), it is assumed that considering psychology's horn effect in the context of services and offering potential AI related solution approaches provides new insights and implications for marketing science and practice.

Concerning this matter, there are three focal research questions guiding this article:

- (1) To what extent has the horn effect – the dark side of the halo effect – already been considered in relationship marketing research, specifically in the context of services?
- (2) How can the horn phenomenon affect business-to-customer relationships?
- (3) Which potential solutions to the horn effect can be provided with the help of AI?

From a theoretical point of view, answering these questions envisions a further understanding of business-to-customer relationships and, therefore, contributes to the theoretical foundation of the (relationship) marketing discipline. From a managerial point of view, the results provide insights for managers and similar actors who aim to obtain a deeper knowledge of how business-to-customer relationships are possibly influenced by errors of judgement and how those effects might be diminished by means of AI technology.

For the purpose of answering the proposed research questions, the article is organized as follows. First, the theoretical background is explained. Thereby, the *core effect* as well as central ties to relationship marketing are explained. Second, methodology and findings of a systematic literature review (SLR) concerning the horn effect are presented. Thereafter, options for a theoretical transfer of the effect to a relationship marketing perspective are discussed on the basis of the relationship marketing success chain according to Bruhn (2016). Thereby, two different lenses – *customer lens* and *company lens* – are discussed.

Subsequently, an outlook on potential solution possibilities based on AI is presented. Concerning this, findings from six expert interviews are depicted. A synopsis of elicited results, including suggestions for further research and limitations, concludes the article.

2. Theoretical Background

In the beginning of the 20th century, Thorndike (1920) denoted an individual's disposition to transfer an overall evaluation of a judged target to specific characteristics of that target – a judgmental error – as the *halo effect*. Thereby, the overall evaluation is usually driven by one or more striking traits (Goldman et al. 1983; Lachmann/Bass 1985; Lawless/Heymann 2010). The crux of the matter is that not only unknown attributes are coloured by the effect but also “attributes about which the individual has information fully sufficient to allow for an independent assessment” (Nisbett/Wilson 1977, p. 255). Thus, the halo effect illustrates “a fundamental inability to resist the affective influence of global evaluation on evaluation of specific attributes” (Nisbett/Wilson 1977, p. 255). Since its origin, many studies across various fields of knowledge have been conducted to analyse this cognitive bias (Mills/O'Neal 1971; Intons-Peterson/Samuels 1978; Wicklund/Eckert-Nowack 1989; see also Forgas 2011; Dagger et al. 2013; Jang et al. 2016), including the field of marketing research (Cho/Kim 2012; Dagger et al. 2013; Burton et al. 2015; Jin/Lee 2019). Nevertheless, “the underlying motivation for why and when [halo effects] occur is largely unknown” (Dagger et al. 2013, p. 489). Thereby, the term is rather connoted as solely positive, covering the subject or object of judgement in a seraphic aura (Johnson/Vidulich 1956; Lucker et al. 1981; Kappes et al. 2006; Bligh et al. 2007; Burton et al. 2015; Lawless/Heymann 2010).

The halo effect's negatively connoted complement is called the *horn effect* – hinting at a fundamental infernal token (Lawless/Heymann 2010; Burton et al. 2015; Jang et al. 2016). With respect to the characterization of the halo effect, the horn effect is hereby defined as a strictly negative appraisal of a judged target's characteristic(s) based on a negative overall appraisal of this target; whereby the target's characteristic(s) are conceived to not only function as a reaction to but also as stimuli of judgement. This conceptualization relates to the negating essence of the effect. It also synthesizes the key implications of former research on the horn phenomenon (Burton et al. 2015; Jang et al. 2016).

Unlike its positive equivalent, the horn effect has experienced rather little attention in academic research (Sundar et al. 2014). This appears to be surprising, because in the view of a wide range of psychological phenomena, bad prevails over good and results in more sustainable impacts of bad incidents in comparison to the effect of good ones. Thereby, human beings tend to react more deeply to bad events. Likewise, relationships are more affected by bad happenings, and bad emotions can result in more intensive cognitive processing as well as stronger behaviour (Baumeister et al. 2001; Gijzenberg et al. 2015).

By considering *halo effect* and *horn effect* as clearly distinct rather than bipolar phenomena, it is assumed that the negative phenomenon results in disparate consequences compared to its positive counterpart (Babin et al. 1998). Particularly with regard to reputational damage, negative information concerning companies, respectively their products and services, are not only quick to radiate but can also be strongly adherent (Vanhamme/Grobbe 2009; Jin/Lee 2019).

This relates to the horn effect in the following way: as its nature is considered to resemble the concept of stereotypes (Forgas 2011), once established the core effect is reversible only with great difficulty, or not at all (Allport 1954; Baumeister et al. 2001). Although the horn phenomenon and the concept of stereotypes share similarities – both act as cognitive tools for generalization and to obtain cognitive consistency (Allport 1954; Forgas 2011; Jang et al. 2016) – the approaches are not congruent. Thus, while stereotypical effects are usually based on impressions of (peer) groups, horn effects originate from purely individual perceptions (Forgas 2011). Thereby, the bias's occurrence is not strictly bound to objective correctness, and it frequently results from limited information (Burton et al. 2015).

While viewing the horn effect in the context of business-to-customer relationships, two opposed angles are conceivable. First, customers can be pictured as judging individuals, while companies (or brands, products, services) represent the targets of negative appraisal (*customer lens*). Second, companies can be perceived as judges, whereas customers function as convicts of the horn effect (*company lens*). Thereby, horn effects may provide potential explanations for disruptions concerning the relationship marketing success chain, according to Bruhn (2003, 2016). In this respect, false categorizations by companies or consumers might result in less stable or – in the worst case – shorter than intended customer relationships. Before both perspectives are further considered, the effect of interest has to be examined in terms of whether and how it has already been discussed according to the management of business-to-customer relationships. Thus, process and findings of the conducted SLR concerning the horn effect are thoroughly explained in the following.

3. Systematic Literature Review

3.1 Methodology

In order to analyse the development and current state of research on the horn effect in relationship marketing, an SLR has been conducted. As SLRs function as key tools to organize and examine knowledge on a structured basis for academic purposes (Tranfield et al. 2003), they play a crucial role in the establishment and progression of research dis-

ciplines (Hallinger 2013; Danese et al. 2018). Thus, by identifying and mapping milestones as well as gaps of existing research according to a specific inquiry, SLRs contribute to further frame conceptual knowledge bases (Tranfield et al. 2003; Hallinger 2013).

Contrasted to unstructured reviews, the scientific process of SLRs is transparent and, therefore, replicable (Tranfield et al. 2003). Thus, not only the risk of errors is reduced, but also the quality and outcome of the method are enhanced (Tranfield et al. 2003; Danese et al. 2018). The SLR has been carried out following the procedures suggested by Tranfield et al. (2003) and Danese et al. (2018). Thereby, relevant studies have been identified, selected, and critically appraised with regard to the research purpose. The applied process of the SLR is summarized in Figure 1.

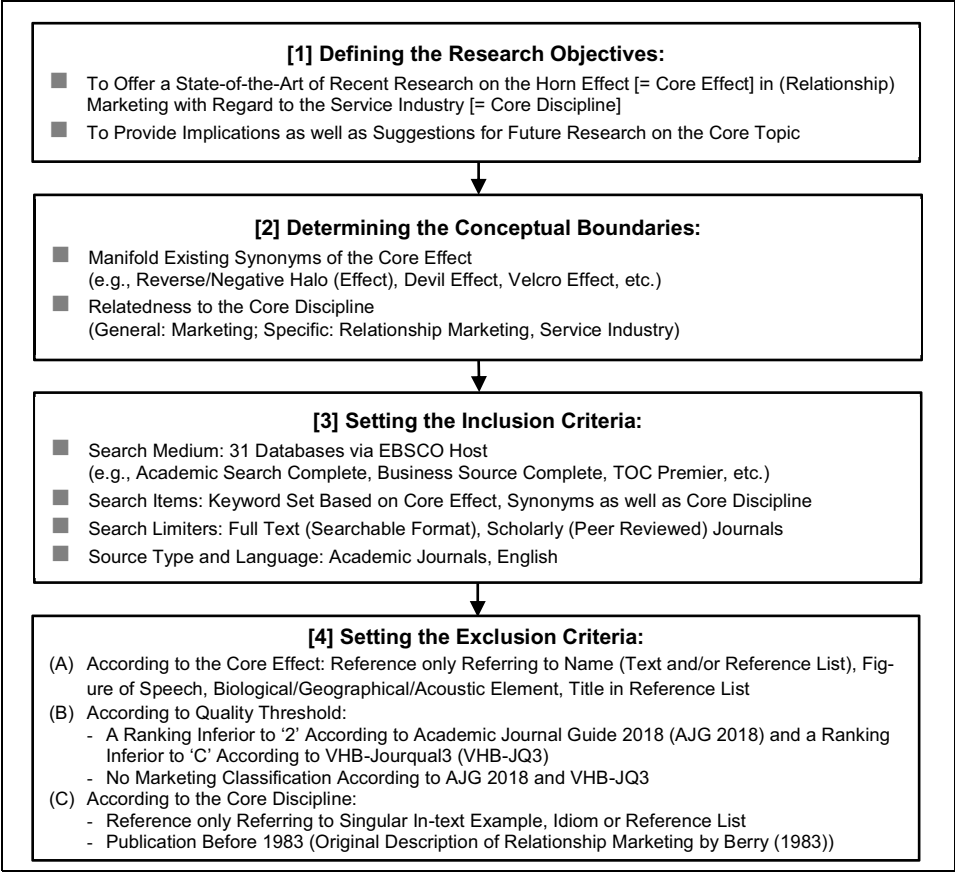


Figure 1: Summary of the SLR Process

At the beginning of the methodological process the research objectives (see Figure 1, [1]) as well as the conceptual boundaries (see Figure 1, [2]) had to be defined. While the former was realized to be closely related to the research questions, the latter revealed two focus points terminating the review frame. On one hand, in order to present a reliable synopsis, all relevant semantic equivalences of the *core effect* had to be considered. Hereby, not only direct linguistic substitutes had to be included but also synonymous phrases focusing on inverting the halo phenomenon had to be factored in. On the other hand, the viewing angle had to be directed towards the *core discipline*. Thus (first step), the relatedness of all considered publications to the context of marketing had to be traceable. Thereafter (second step), in order to guide the research focus precisely from a more general to a specific level, the relatedness to relationship marketing and the service industry had to be factored in.

Considering the beforementioned aspects, a set of keywords was developed. Using these as search items (see Figure 2), the database search was conducted via EBSCO Host (31 databases) with regard to the inclusion criteria defined in Figure 1, [3], resulting in 362 articles that matched the defined set of keywords in the text and/or abstract. After removing duplicates (70) and non-full texts (2), the remaining 290 articles (= *SLR coding sample*) were checked with conscientious regard to the prespecified criteria. Therefore, a three-step analytical procedure including multilevel keyword searches was implemented (see Figure 1, [4]). An overview of the article selection process is presented in Figure 2.

At first, the SLR coding sample was analysed with regard to the *core effect*. Thus, keyword searches were carried out in all 290 publications in order to examine whether and to what extent the horn effect or relevant synonyms had been considered in each article. It was also examined whether and to what extent the related concept of the halo effect had been covered. In this context, in order to control the best possible for reliability and objectivity, two separate coding runs were performed with the help of two different software solutions: *Microsoft Excel* and *MAXQDA Analytics Pro*. The findings of both coding passes were subsequently compared with each other and thoroughly interpreted.

As a result, the first phase of analysis revealed that a large number of the articles in the SLR coding sample showed no direct link to the core effect (see Figure 1, [4A]). Instead, in many cases the keywords functioned solely as indicators for verbatim, but non-contextual equivalents. For example, the term *horn* appeared as component of authors' names (e.g., *Thorndike* or *Einhorn*) or as part of completely unrelated words and phrases (e.g., *foghorn* or *rhino horn*). Furthermore, also the synonyms provided search results that were rather off-topic (e.g., *devil's advocacy*, *Velcro* fastener or *reversed* coded). In fact, 210 out of 290 publications were found to be neither aimed at the research object, nor to be relevant in terms of the considered research context. Thus, these articles were excluded from further consideration due to their lack of relevance with regard to the horn effect. The remaining 80 articles showed at least a certain connection to the core effect and, thus, were examined more closely.

Search Results According to Applied Search Items (item _{focus}) (All Search Items per Search Were Linked Using the Boolean Operator 'AND'.)					
No.	Item _{Discipline}	Notation Core Effect	Item _{Effect1}	Item _{Effect2}	Results
1	Marketing _{TX} *	Horn Effect	Halo Effect _{TX} *	Horn _{TX} *	75
2	Marketing _{TX} *		Halo Effect _{AB} *	Horn _{TX} *	3
3	Marketing _{TX} *		Horn Effect _{TX} *		65
4	Marketing _{TX} *		Horn Effect _{AB} *		3
5	Marketing _{TX} *		Halo AND Horn Effect _{TX} *		28
6	Marketing _{TX} *	Devil Effect	Halo Effect _{TX} *	Devil _{TX} *	20
7	Marketing _{TX} *		Halo Effect _{AB} *	Devil _{TX} *	0
8	Marketing _{TX} *	Reverse Halo Effect	Reverse Halo Effect _{TX} *		9
9	Marketing _{TX} *	Negative Halo Effect	Negative Halo Effect _{TX} *		55
10	Marketing _{TX} *	Devil Effect	Devil Effect _{TX} *		94
11	Marketing _{TX} *		Devil Effect _{AB} *		0
12	Marketing _{TX} *	Velcro Effect	Velcro Effect _{TX} *		7
13	Marketing _{TX} *		Halo Effect _{TX} *	Velcro _{TX} *	3
14	Marketing _{TX} *		Halo Effect _{AB} *	Velcro _{TX} *	0
*Indicator of Specified Search Field (AB = Abstract or Author-Supplied Abstract; TX = All Text)					
Total of Articles Found					362
Duplicates					70
No Full Text (Only Extended Abstracts)					2
Total of Articles Included in SLR (SLR Coding Sample)					290
Reasons for Exclusion after Content Analysis/Coding					
According to the Core Effect (see Figure 1, [4A])					210
According to Quality Threshold (see Figure 1, [4B])					61
According to the Core Discipline (see Figure 1, [4C])					5
Total of Excluded Articles after Coding					276
Final SLR Sample					14

Figure 2: Overview of the Article Selection Process

In the following steps of analysis, the remaining search results had to be narrowed down further to literature clearly linked to the *core discipline*. Initially, it seemed necessary to implement a control mechanism in terms of article quality to ensure the scientific character of the sample. Thus, the second phase of analysis focused on a quality assessment of publishing journals. The evaluation was based on two established academic journal ratings – *VHB-JQ3* and *AJG 2018* – in order to ensure a best possible balance of the assessment. As a minimum quality requirement for further consideration in the SLR, a journal's rating had to be equivalent to an accepted scientific standard (VHB-JQ3: C; AJG 2018: 2) reflecting compliance with scientific conventions as well as a proven level of appreciation in the research field. Additionally, only articles from journals clearly attributable to the marketing discipline according to the journal ratings were further examined.

In terms of quality threshold, 43 out of the remaining 80 articles did not meet the minimum quality standards and, thus, were eliminated from the sample. Of these 43, 36 articles were published in journals that were not ranked at all, and seven articles (one marketing-related, six not marketing-related) were published in journals with too low ratings according to at least one of the two applied assessment tools. Out of the 37 articles that met the minimum quality requirements, a total of 18 publications had to be sorted out subsequently because they were not specifically classified as marketing literature according to VHB-JQ3 or AJG 2018. Thus, 19 articles remained for further examination (see Figure 1, [4B]).

The third level of the analytical process primarily sought to identify the articles' content related connection to the marketing discipline (keyword: *market**). Thereby, a publications' main text had to show a contextual tie to the research field. Consequently, the analysis was also expanded to factor in keywords associated with the specific topics of *relationship marketing* (keyword: *relation**) and *services* (keyword: *service**). In this context, articles published before 1983 were also precluded from further examination, as this year hints to the origin of the relationship marketing discipline within the research field of services marketing (Berry 1983; Bruhn 2016).

By applying the aforementioned procedure, an interconnection to the marketing discipline in general could be confirmed for a total of 18 out of the remaining 19 articles. Of these 18, four publications were found to be published before 1983 and, thus, were eliminated from the sample (see Figure 1, [4C]). After removing all non-relevant publications according to the set exclusion criteria (see Figure 1, [4]), 14 articles (= *final SLR sample*) remained for the final examination. Hereinafter, the associated results are presented.

3.2 Findings

The *final SLR sample* consists of 14 articles published between 1983 and 2017. An overview of the compiled characteristics for each publication is shown in Figure 3. Although the *horn effect* originated as early as in the 1920s (Thorndike 1920), it appears to be a content matter even in current marketing research: while approximately a third (5) of all reviewed articles had been published before the turn of the millennium, almost another third (6) has been published in the last decade (during or after 2010). The 14 articles analysed were published in nine different journals, four of these classified as leading or top journals within the field of marketing.

With regard to the *core effect* (see Figure 2), search 9 supplied the most hits (8) for the final SLR sample, followed by search 1 (5 hits) and search 10 (1 hit). Consequently, only three out of five of the effect's synonyms – *negative halo effect*, *horn effect*, *devil effect* – add to the final SLR sample. In this respect, the application of quality threshold criteria led to the exclusion of search results referring to the two semantic equivalents *reverse halo effect* and *Velcro effect* (see Figure 2). Interestingly, while in five articles ([09_16], [09_22], [09_24], [09_38], [10_08]) only the *core effect* is pointed out, the other nine

publications also explicitly mention the halo effect and, thereby, emphasize a clear distinction between the positively and negatively connoted counterparts.

No. ¹	Year	Author(s)	Publishing Journal	Rating		Reference to Core Effect		Link to RM ³	Link to SI ⁴
				VHB-JQ3	AJG 2018	Quantity	Placing ²		
[01_02]	2015	Burton et al.	Journal of the Academy of Marketing Science	A	4*	134	All Over	No	No
[01_07]	2014	Sundar et al.	Advances in Consumer Research	C	2	16	All Over	No	No
[01_19]	2015	Touré-Tillery/McGill	Journal of Marketing	A+	4*	1	D	No	Yes
[01_53]	1998	Tom et al.	Psychology & Marketing	B	3	1	D	No	No
[01_63]	1999	Auty/Elliott	Advances in Consumer Research	C	2	1	R	No	No
[09_05]	2014	Kees et al.	Journal of Consumer Affairs	C	2	4	R/D	No	No
[09_08]	2017	Farmer et al.	Journal of Public Policy & Marketing	B	3	1	T	No	No
[09_16]	2013	Ferraro et al.	Journal of Marketing Research	A+	4*	1	R	No	No
[09_17]	1987	Evans/Beltrami	Journal of Marketing	A+	4*	1	D	Yes	Yes
[09_22]	2007	Morales/Fitzsimons	Journal of Marketing Research	A+	4*	1	D	No	No
[09_24]	1983	Healey/Kassarjian	Journal of Marketing	A+	4*	1	C	Yes	No
[09_32]	1983	Holbrook	Journal of Consumer Research	A+	4*	3	R/D	No	No
[09_38]	2008	Gershoff et al.	Journal of Consumer Research	A+	4*	1	D	No	No
[10_08]	2008	Teisl et al.	International Journal of Consumer Studies	D	2	1	R	No	No
¹ Article's Identification No. within SLR ([Search No_ Within Search No.], See Figure 2; ² In-text Placing (C = Conclusion, D = Discussion, R = Results, T = Theory); ³ RM = Relationship Marketing; ⁴ SI = Service Industry									

Figure 3: Characteristics of the Final SLR Sample

Furthermore, it can be stated that in 12 out of 14 full papers, the core effect is referenced no more than four times. Thereof, ten times it is only mentioned once per article, while one time it is referred to three times ([09_32]) or four times ([09_05]), respectively. Thereby, references appear rather late in the texts – primarily in the results or discussion section. Throughout all publications that refer to the core effect only once, the reference

appears to be not very detailed, meaning that the effect is indeed mentioned but no further exposition follows. Article [09_32] makes reference to the core effect as a pivotal component of research. Thereby, a significant negative halo effect is verified, indicating a distortion of perception (Holbrook 1983). In contrast, although publication [09_05] provides numerically more references to the core effect, its role within the discourse is rather peripheral. It is described as a generalization of negative product attributes (Kees et al. 2014).

Two articles ([01_02], [01_07]) stand out. Thus, the horn effect is not only part of the title and abstract, but also traceable throughout the entire main text. Thereby, 16 ([01_07]) and 134 ([01_02]) references were found, respectively. Both publications focus on the product topic, more precisely on consumer choices depending on the labelling of food products. In this regard, both articles state that, contrasted to the positive equivalent, research on the core effect is rather limited and, therefore, deserves wider examination (Sundar et al. 2014; Burton et al. 2015) – especially because negative halos tend to be more weighty than positive ones (Sundar et al. 2014). Thereby, the core effect is mainly characterized as a customer's negative inference towards a product that hinders an objective evaluation process (Sundar et al. 2014; Burton et al. 2015).

As mentioned previously, in order to examine the relatedness to relationship marketing, a keyword search was carried out to look for the phrase *relation** as it is assumed to be as closely as possible related to the discipline's research focus. Referring to this, one time ([01_07]) no hit was scored. In eleven articles, the keyword was found but only referring to relation(ship)s between research constructs or references. As for the aforementioned twelve articles, no obvious link to relationship marketing could be determined. Nevertheless, two publications ([09_17], [09_24]) reveal a connection to the specific *core discipline*. Thereby, neither of the two articles directly refers to the term *relationship marketing*, but both articles address customer relations or relation-centred perspectives in a broader sense. In this context, article [09_24] briefly refers to the concept of public relations, while the focus of article [09_17] is on the management of negotiation relationships. Thus, the latter thematizes the relationship between buyer (customer) and seller (business) in view of pricing arrangements.

With regard to the sample's content relatedness to the *service industry*, only two publications ([01_19], [09_17]) show at least a slight connection. While the former article merely mentions services as part of the implications, the latter explicitly directs the research focus to the consideration of both products and services in the context of pricing negotiations.

With focus on both central search criteria, *core effect* and *core discipline*, none of the analysed publications provides sufficient proof of all aspects simultaneously. Thus, while only two articles particularly draw attention to the horn effect, merely two concentrate on the management of relationships or service contexts, respectively, in a broader sense. Nevertheless, neither one of the former articles establishes an obvious link to relationship marketing or services, nor does one of the latter specifically deal with the horn phenomenon.

Based on the implemented analysis, it was found that psychology's horn effect currently plays only a minor part in the field of marketing research. Thus, publications regarding the core effect exist, but references appear to be peripheral rather than central issues of research. With specific regard to relationship marketing and services, the horn effect is found to be underrepresented in the scientific literature. This seems rather surprising, because the existence of negative perception biases is assumed to be suitable for providing explanatory value for the management of business-to-customer relationships, particularly with regard to the service industry. In the following, two different approaches to explain how the horn phenomenon may affect business-to-customer relationships are presented.

4. Relationship Marketing Perspective

“With respect to customer relationships, relevant buyer and seller perspectives can be structured in the form of success chains [...] that function as the intellectual foundation for planning, directing, and controlling relationship marketing” (Bruhn 2003, p. 54). Referring to this, the relationship marketing success chain basically consists of four consecutive elements: 1) *Corporate input*, i.e., companies' relationship marketing efforts, 2) *Psychological consequences*, i.e., customers' judgement of corporate activities and their psychological impact, 3) *Behavioural consequences*, i.e., customers' behaviour based on the psychological consequences, 4) *Corporate output*, i.e., companies' economic performance. By this means, relevant corporate as well as customer related variables can be identified. Furthermore, the interconnection of these variables can be elucidated (Bruhn 2003, 2016).

While the relationship marketing success chain offers a fundamental understanding of how the chain elements are connected, the individual ties are neither definite nor exhaustive due to a variety of moderating factors (Bruhn 2003, 2016). On one hand, this volatility underlines the crucial role of factors influencing the interplay between relevant variables. On the other hand, it indicates a starting point for further research. Thus, hereafter, the moderating role of the horn effect is conceptually discussed with regard to the relationship marketing success chain. Thereby, the effect's potential impact on particular chain elements is thematized and a first approach to transfer it to the discipline of relationship marketing is presented. Hence, it is considered in what way customers (*customer lens*) as well as companies (*company lens*) might be subject to the horn effect.

4.1 Customer Lens

With regard to the proposed definition of the horn effect (see Chapter 2) the following explanation focusses on a customer's strictly negative appraisal of a company's characteristic(s) (e.g., referring to a specific product or service) based on a negative overall appraisal of this company; whereby the company's characteristic(s) are conceived to not only function as a reaction to but also as stimuli of customers' judgement (= *customer horn effect*). Relating to this, two elements of the relationship marketing success chain seem to be of particular importance as they characterize the "buyer's viewpoint of customer relationships" (Bruhn 2003, p. 58; Bruhn 2016): *psychological consequences* and *behavioural consequences*. As the former refers to customers' judgements and the impact of evaluation processes, a closer examination in terms of the horn bias seems beneficial.

First, it has to be noted that the considered chain element basically refers to constructs that are either related to transactions (e.g., perceived quality, perceived value) or business-to-customer relationships (e.g., customer satisfaction, commitment). Regarding this, transaction related constructs generally precede relationship related ones and, therefore, can have an influence on them (Bruhn 2003, 2016). Hence, when a customer succumbs to the horn effect, he or she will possibly assess individual corporate related aspects – first of all most likely at a transaction level – as more negative due to a negative overall evaluation. As a result, the relationship assessment might be lowered and, ultimately, the impact of relationship marketing efforts could be weakened.

Customer horn effects may occur whenever customers have to evaluate or judge company-related aspects, i.e., whenever a customer comes into contact with a company, its services or its employees. If a negative impression is created at (or already present before) these touchpoints, the negativity can be extended to other (even not directly linked) corporate elements under the effect of the horn phenomenon. It is likely that service failures can be assumed to be possible triggers. That is, if customer expectations cannot be fulfilled by a company from the customer's point of view. In this context, it has to be noted that the less familiar a customer is with a company, the greater the risk of the horn effect occurring. If customers are subject to the horn effect, *psychological consequences* are assumed to be negatively coloured or amplified. Consequently, negative impacts on *behavioural consequences* are conceivable.

Once an overall impression is darkened, objective information on quality criteria hardly play a role anymore when it comes to service judgement. That is, single aspects are negatively overshadowed and, figuratively, equipped with devil horns. In the context of services, this can lead (potential) customers to not only devalue the service performance but also to directly express any personal aversion towards the company or even denounce associated services as well as employees and, ultimately, (threaten to) quit the relationship. Thereby, the horn phenomenon contributes to explain potential pervasive effects of customers' relationship damaging behaviour when considered as a moderating factor of possible psychological consequences of corporate activities.

According to Bruhn (2003, p. 58), “[a] relationship judged positively by the customer represents, on the one side, the desired outcome of relationship marketing measures and, on the other, the basis for successful effects of relationship marketing”. Furthermore, it is stated that “it is necessary for a successful customer relationship to ensure that the psychological consequences of the [relationship] assessment are positive” (Bruhn 2003, p. 66). Referring to this, a negative judgement resulting from the horn effect can be considered (highly) undesirable from a relationship marketing perspective as it forwards destabilized or shortened business-to-customer relationships.

Contrasted to the horn effect’s definition proposed at the beginning of this chapter, the pivotal emphasis in the further course is no longer bound to the perspective of customers. Instead, it concentrates on companies and how they might be affected by the horn effect.

4.2 Company Lens

In the following, the focus is on a company’s strictly negative appraisal of a customer’s characteristic(s) based on a negative overall appraisal of this customer; whereby the customer’s characteristic(s) are conceived to not only function as a reaction to but also as stimuli of companies’ judgement (= *company horn effect*). With regard to this, and in context of the relationship marketing success chain, the elements *corporate input* and *corporate output* seem worth considering as they symbolize the “seller’s viewpoint of customer relationships” (Bruhn 2003, p. 70; Bruhn 2016). Since the latter hardly offers options for actively controlling business-to-customer relationships, the former is focused in the further course.

“Relationship marketing’s task is to put the success chain into motion. This occurs through the appropriate relationship marketing success chain input activities” (Bruhn 2003, p. 71). Thus, a company’s efforts function as an influencing factor for the “buyer’s viewpoint of customer relationships” (Bruhn 2003, p. 58), i.e., *psychological consequences* as well as *behavioural consequences*. Ideally, these efforts result in positive effects on customers and, consequently, lead to an increase in profits. Thereby, correlations between relevant variables might be affected by moderating factors that have to be considered while planning corporate activities (Bruhn 2003, 2016). Regarding this, the horn phenomenon may provide potential explanations for possible chain disruptions. At this, an explanatory value is considered, especially when it comes to customer segmentation as this aspect directly refers to a companies’ assessment of or judgement about its (potential) customers.

Customer segmentation based on the relationship marketing success chain serves the purpose of identifying current as well as future target groups which are – in terms of the respective relationship – either highly or lowly profitable. For segmentation purposes, either single or multiple constructs can be used as a basis (Bruhn 2003, 2016). In this respect, Bruhn (2003, 2016) offers different valuable classification approaches, all of them sharing a common underlying idea: they are based on portfolio analysis. Thereby, customers are

typically clustered into groups that reveal their segment affiliation. Under the influence of the horn effect, this segment affiliation might become blurred. Particularly, when it is based on criteria that are solely assessed by the company and not by the help of the customer him- or herself. Referring to the horn effect, customers might suffer due to a negative shift within the evaluation matrix.

This shifting is assumed to be important not only at a strategic, analytical stage but also on a daily business (e.g., when an ad hoc assessment of customers is necessary). For instance, when a customer intends to use a company's service or buy a company's product, he or she will usually get into contact with the company's employees. These then will evaluate the customer according to his or her (relationship) profitability and, consequently, provide him or her with – in their or the company's opinion – suitable offers. The crux of the matter is that when companies or their employees succumb to the horn effect, customers might be evaluated more negatively (i.e., less (long-term) profitable) than they really are. As a consequence, they would be offered products or services which – from an economical point of view – do not exhaust profit or relationship related potentials. For example, they could be offered products or services of lower quality because the company member underestimates the customer's individual purchasing power. In the worst case, customers become aware of the corporate-sided devaluation and express their disapproval by turning away from the company before or after a single transaction. Thus, the horn bias offers a possible explanation of how false corporate judgements can negatively influence customer relationships.

Customer segmentation is of pivotal importance for relationship marketing because it functions as “a basis for individualized customer processing” (Bruhn 2003, p. 103). As research on this topic is not yet exhausted (Bruhn 2003, 2016), this study attempts to contribute to relationship marketing's conceptual foundation by discussing the horn phenomenon as a possible challenge to segmentation processes. In this respect, erroneous categorizations made by companies might lead to less stable or shorter than intended relationships with their customers.

5. Role of Artificial Intelligence

The advancement of technologies leads to profound changes in the service sector. In this regard, AI plays an essential role in the way service providers and customers interact (Larivière et al. 2017; Matzner et al. 2018; Paluch/Wirtz 2020; Rust 2020). To take advantage of new opportunities offered by technology, evaluating AI's potentials with regard to the management of business-to-customer relationships seems crucial.

In order to transfer the presented approaches of *customer lens* and *company lens* from a purely scientific to a more practical context and to explore potential solution possibilities

for the *horn effect* based on AI-technology, six qualitative expert interviews were conducted. Exploratory in character, these were conceptualized as semi-structured individual sessions (Döring/Bortz 2016).

Experts were primarily selected by means of work experience and knowledge with regard to the domains marketing and AI-technology – both considered as equally essential in the context of the research focus. Thus, only individuals with a basic understanding of both fields of knowledge were considered as interviewees in the first place. Furthermore, it was also considered a necessary condition that the persons to be interviewed should have relevant professional experience in at least one of the two fields. In addition, the structure of the sample should also allow for a balance between scientific and practical views. Beyond, pragmatic research reasons (e.g., expert-sided accessibility and willingness to participate) were crucial with regard to the selection. An overview of the characteristics of the expert interview sample is shown in Figure 4.

Token*	Affilia- tion	Interview Length	Age (Years)	Employment Sector	Professional Field
ES ₁	Science	00:23:32	25 to 35	Education and Research	[Relationship] Marketing
ES ₂	Science	00:23:06	46 to 55	Education and Research	[Relationship] Marketing
ES ₃	Science	00:34:34	36 to 45	Education and Research	Research Methods Consulting
EP ₁	Practice	00:31:25	36 to 45	Online Optician, eCommerce	Software Engineering Cross-Functional Marketing
EP ₂	Practice	00:33:41	25 to 35	ICT Industry, eCommerce	Online Marketing
EP ₃	Practice	00:35:40	25 to 35	Hospitality Industry, Platform Model	Business Intelligence
*Indicator of Affiliation (P = Practice; S = Science)					

Figure 4: Characteristics of the Expert Interview Sample

The sample consists of six experts in the age range between 25 and 55 years. Out of these six, three work in the area of science and three in business practice. At the time of the interviews all of them were professionally located in Germany, specifically in either Berlin or Dresden.

The guideline-based interviews lasted an average of half an hour and were conducted via web conference. In this way, on one hand, local distances could be bridged. On the other hand, a certain proximity of the interlocutors could be ensured by video transmission. All interviews were conducted in German by one interviewer. The underlying interview guideline was prepared in close alignment to the research focus and pre-tested by means of a trial session. Prior to the start of each interview, participants were informed about the anonymous use of the interview contents and asked to consent to the recording of the

conversation. Subsequently, audio recordings were fully put in writing and transcribed content semantic following Dresing and Pehl (2018). Finally, transcripts were content-analytically evaluated by using *MAXQDA Analytics Pro*. Categories were initially created deductively and subsequently supplemented inductively based on the transcripts (Döring/Bortz 2016). The associated results are summarized in the following. In this context, both viewing angles – science and practice – are equally reflected.

According to the interviewed experts, in order to counteract *horn effects*, i.e., prevent or correct perception errors by means of AI, it is considered important to counteract negative impressions with positive experiences. In the sense of functioning relationships, it further can be fundamentally helpful to clearly communicate the use of AI as a service component and to inform transparently about the associated use of customer data.

In order to prevent the spread of customer-sided negativity and thus counteract *customer horn effects*, AI can provide support by analysing complex processes, recognizing patterns, and making predictions. Regarding this, it seems critically important to investigate existing negative cases in order to potentially find out when and why customer moods turn dark, i.e., negative. In this context, AI (e.g., voice recognition or text analysis) can be used to identify relevant keywords or even customers' emotions. Furthermore, automatic tracking of ratings is also conceivable. Based on such analyses, AI may contribute to train service staff by pointing out negative activities or customer-related problems at an early stage (e.g., also during a business-to-customer interaction). In addition, AI might also be able to autonomously provide automatic assistance to customers in case of problems.

In this context, AI can be used not only before but also after the occurrence of service errors in order to mitigate (potential) customers' negative experiences or even to turn them into positive ones and thus reduce the impact of horn effects. Regarding this, chatbots can be perceived as relevant in the context of service communication, whereby characteristics and maturity level of the used AI are perceived as decisive in terms of its success. Thus, high-quality chatbots are ascribed to have a positive effect in terms of reducing or avoiding horn effects, whereas low-quality chatbots are supposed to confirm and thus may increase negative impacts. While the former is associated with, for example, individual response behaviour, quick reactions as well as sensing and responding to emotions, the latter is associated with, for example, standard answers, function errors, and intrusive placement. Thereby, the development status of the supporting AI might be interpreted by customers as an indicator of whether or how seriously companies take customers' concerns.

In the interest of customers, it is also considered important to use AI to design corporate-related processes to be as smooth as possible, i.e., possibly faster or better, in order to ensure positive customer experiences. This also includes the use of AI technology to personalize customer journeys, in order to be able to provide customers – preferably from the first touchpoint onwards – with content that meets their needs (e.g., personal support, purchase support, educational content, exploration, etc.).

Experts also attribute benefits to the use of AI to counteract *company horn effects*, i.e., the expansion of negative impressions towards customers. In this context, AI can be assumed to be more objective with regard to segmenting customers, since the use of technology contributes to largely eliminate humanity as a disturbance variable. As a result, AI can, under certain circumstances, come to more appropriate judgements, for example, because attributes are viewed or weighted differently or additional information that has not yet been taken into account can be analytically included. Beyond this, AI analyses might be faster and open up a greater variety of test options for predicting customer behaviour or customer value.

For a successful identification of target groups, requirements in terms of AI usage can be formulated. Thus, although advanced technologies are involved, it should not be neglected that how well data models work crucially depends on human input. On an individual level, this refers to the involved programmers' expertise. On an organizational level, it appears reasonable to internally focus on AI, i.e., to define and follow a joint AI path across departments. With regard to this, it should be noted that AI solutions are usually company-specific and have to be tailored to suit a certain business. In addition, AI requires maintenance at process level. On the one hand, models should be allowed to freely experiment to a certain extent. On the other hand, they should be continuously measured, controlled and adjusted if necessary. Furthermore, it seems inevitable to let data flow back into the models, for example, to avoid the occurrence of self-fulfilling prophecies.

With regard to the degree of personalized customer approaches, it should be noted from a corporate point of view that personalization is only perceived as beneficial by customers up to a certain limit. If this threshold is exceeded by the company or if the customer notices that he or she is (possibly even wrongly) clustered without their knowledge or approval, this can be perceived as negative and in turn trigger *customer horn effects*. It is therefore considered essential to find a balance between personalization level and customer acceptance. In this context, AI can be used both to play out and to adapt personalization. Thus, personalization results can be improved by using AI, for example, by experimentally fathoming individual creepiness-limits or testing different personalization variants via audience building. Comparing the applied personalization behaviour and the underlying corporate business model may also help to identify optimization aspects referring to AI models.

Finally, data appears to be a fundamental success-critical factor for corporate AI solutions. AI can achieve reliable results only if sufficient relevant data are available for processing, and this may contribute to a possible reduction of horn effects. Concerning this, it should be noted that to a certain extent customer behaviour will always remain a black box. Consequently, analysis results – whether generated by humans or AI – should not be over-interpreted but read with common sense. In this context, AI as a service component can provide support concerning data collection, data processing, and data evaluation. Furthermore, new perspectives of interpretation might be revealed with the help of AI, enabling marketing analysts to think outside of the analytical box.

6. Conclusion

This article focused on analysing psychology's *horn effect* in the context of relationship marketing. Thereby, the impact of the negative perception bias was assumed to be of explanatory value for the management of business-to-customer relationships, especially with regard to the service industry.

As a first contribution, this research provides the state-of-the-art of current research on the horn effect in relationship marketing (see Chapter 3). Thereby, relevant articles were systematically classified and compared according to relevant features such as research focus and content. Starting from this analysis, a significant gap in the field was identified. Thus, the SLR's results expose that the phenomenon currently receives only little attention in marketing science and is even less considered with specific regard to the relationship marketing discipline or services, respectively.

As a second contribution, suggestions for transferring the horn effect to a relationship marketing perspective were derived with focus on two different perspectives, i.e., *customer lens* and *company lens* (see Chapter 4). Referring to this, for each of both perspectives relevant areas of influence have been proposed and exemplarily discussed with regard to the relationship marketing success chain. Thereby, both considered perspectives appear to be suitable approaches to further deepen the understanding of how business-to-customer relationships work. Thus, at this state of research, neither one is considered superior to the other in terms of explanatory value.

As a third contribution, AI-based solution approaches for the horn effect were elicited by means of expert interviews (see Chapter 5). In this regard, possible support options as well as basic requirements concerning corporate AI usage were shown with regard to *customer- and company-sided horn effects*. Thus, advanced technological methods are perceived as useful tools when it comes to supporting prediction and decision processes in order to diminish the impact of horn effects.

By combining gaps found in relationship marketing literature and implications emerging from considering a psychological effect in the context of business-to-customer relationships, this study shows that it seems beneficial, for both customers and companies, to pay attention to the horn phenomenon. Thereby, it seems necessary – especially from a corporate perspective – to continuously keep aware of the *horn effect* (i.e., its existence and potential impact) in order to act impartially or at least with a minimized negative colouring of judgement. In this way, 'judges' might be able to counteract 'owned' horn effects by 1) concentrating on evaluation criteria that are as objective as possible as well as 2) questioning and, if necessary, readjusting the evaluation processes. Furthermore, in order to prevent oneself from becoming a target of someone else's horn bias, the external impact of one's activities has to be estimated as effectively as possible prior to implementation. With regard to the presented approaches, AI can be a valuable support tool. Hence, this study only provides a first examination of the topic.

Consequently, future research should – conceptually as well as empirically – further investigate the core effect from a relationship perspective. Therefore, the illustrated implications provide a first proposal to consider horn bias from two different perspectives with regard to the discipline of relationship marketing. Conceivable research topics on the horn effect – with regard to business-to-customer relationships – are the following: reliability of recommendations, acceptance of service or product failure rectification and restitution, reasons for customer defection, customer complaint management, emergence and endurance of negative (electronic) word-of-mouth, and (digital) reputation crises.

Finally, despite all methodological efforts, limitations regarding the analytical process have to be considered. In this context, initially the conducted SLR is thematized. First, the search for literature was executed using a predefined set of search media. Thus, although a respectable range of databases was included, only publications indexed there were accessible. Vice versa, publications not indexed were neglected. Second, the search item set's completeness cannot be assured. Thus, the literature search may not have captured all articles that address the subject of this review. Third, the applied exclusion criteria, especially according to quality threshold, could have possibly functioned as too strict limiters. In addition, there is a risk of overinterpretation of elicited results.

Beyond this, limitations concerning the conception and evaluation of the conducted expert interviews have to be regarded. First of all, the selection process of experts has to be noted. Although all efforts were made to formulate adequate criteria on how to choose suitable interview partners, the sample represents a subjective selection by the author. Furthermore, the scientist's role as an interviewer has to be considered as a potential influencing factor. Finally, the results generated by the interviews represent individual statements. Consequently, full generalizability may not be assumed.

References

- Agrawal, A./Gans, J.S./Goldfarb, A. (2019): Artificial Intelligence, in: *The Journal of Economic Perspectives*, Vol. 33, No. 2, pp. 31-50.
- Allport, G.W. (1954): *The nature of prejudice*, Reading.
- Amorim, M./Cohen, Y./Reis, J./Rodrigues, M. (2019): Exploring opportunities for Artificial Emotional Intelligence in Service Production Systems, in: *IFAC-PapersOnLine*, Vol. 52, No. 13, pp. 1145-1149.
- Auty, S./Elliott, R. (1999): "Reading" Advertising and "Writing" Identity, in: *Advances in Consumer Research*, Vol. 26, No. 1, pp. 439-444.
- Babin, B.J./Darden, W.R./Babin, L.A. (1998): Negative Emotions in Marketing Research – Affect or Artifact?, in: *Journal of Business Research*, Vol. 42, No. 3, pp. 271-285.

- Baumeister, R.F./Bratslavsky, E./Finkenauer, C./Vohs, K.D. (2001): Bad is Stronger than Good, in: *Review of General Psychology*, Vol. 5, No. 4, pp. 323-370.
- Berry, L.L. (1983): Relationship Marketing, in: Berry, L.L./Shostack, G.L./Upah, G.D. (Ed.): *Emerging Perspectives on Services Marketing*, Chicago, pp. 25-28.
- Bligh, M.C./Kohles, J.C./Pearce, C.L./Justin, J.E./Stovall, J.F. (2007): When the Romance is Over – Follower Perspectives of Aversive Leadership, in: *Applied Psychology: An International Review*, Vol. 56, No. 4, pp. 528-557.
- Bruhn, M. (2003): *Relationship Marketing – Management of Customer Relationships*, Harlow.
- Bruhn, M. (2016): *Relationship Marketing – Das Management von Kundenbeziehungen*, 5. Aufl., München.
- Burton, S./Cook, L./Howlett, E./Newman, C. (2015): Broken Halos and Shattered Horns – Overcoming the Biasing Effects of Prior Expectations Through Objective Information Disclosure, in: *Journal of the Academy of Marketing Science*, Vol. 43, No. 2, pp. 240-256.
- Chang, P.-L./Chiang, M.-H. (2006): Building Consumer-Brand Relationship – A Cross-Cultural Experiential View, in: *Psychology & Marketing*, Vol. 23, No. 11, pp. 927-959.
- Cho, S./Kim, Y.C. (2012): Corporate Social responsibility (CSR) as a Halo Effect in Issue Management – Public Response to Negative News About Pro-Social Local Private Companies, in: *Asian Journal of Communication*, Vol. 22, No. 4, pp. 372-385.
- Dagger, T.S./Danaher, P.J./Sweeney, J.C./McColl-Kennedy, J.R. (2013): Selective Halo Effects Arising from Improving the Interpersonal Skills of Frontline Employees, in: *Journal of Service Research*, Vol. 16, No. 4, pp. 488-502.
- Danese, P./Manfè, V./Romano, P. (2018): A Systematic Literature Review on Recent Lean Research – State-of-the-art and Future Directions, in: *International Journal of Management Reviews*, Vol. 20, No. 2, pp. 579-605.
- Döring, N./Bortz, J. (2016): *Forschungsmethoden und Evaluation in den Sozial- und Humanwissenschaften*, 5. Aufl., Berlin.
- Dresing, T./Pehl, T. (2018): *Praxisbuch Interview, Transkription & Analyse – Anleitungen und Regelsysteme für qualitativ Forschende*, 8. Aufl., Marburg.
- Evans, K.R./Beltramini, R.F. (1987): A Theoretical Model of Consumer Negotiated Pricing – An Orientation Perspective, in: *Journal of Marketing*, Vol. 51, No. 2, pp. 58-73.
- Farmer, A./Breazeale, M./Stevens, J.L./Waites, S.F. (2017): Eat Green, Get Lean – Promoting Sustainability Reduces Consumption, in: *Journal of Public Policy & Marketing*, Vol. 36, No. 2, pp. 299-312.

- Ferraro, R./Kirmani, A./Matherly, T. (2013): Look at Me! Look at Me! – Conspicuous Brand Usage, Self-Brand Connection, and Dilution, in: *Journal of Marketing Research*, Vol. 50, No. 4, pp. 477-488.
- Finch, D./O'Reilly, N./Hillenbrand, C./Abeza, G. (2015): Standing on the Shoulders of Giants – An Examination of the Interdisciplinary Foundation of Relationship Marketing, in: *Journal of Relationship Marketing*, Vol. 14, No. 3, pp. 171-196.
- Forgas, J.P. (2011): She Just Doesn't Look Like a Philosopher. . ? – Affective Influences on the Halo Effect in Impression Formation, in: *European Journal of Social Psychology*, Vol. 41, No. 7, pp. 812-817.
- Gershoff, A.D./Mukherjee, A./Mukhopadhyay, A. (2008): What's Not to Like? – Preference Asymmetry in the False Consensus Effect, in: *Journal of Consumer Research*, Vol. 35, No. 1, pp. 119-125.
- Gijzenberg, M.J./van Heerde, H.J./Verhoef, P.C. (2015): Losses Loom "Longer" than Gains – Modeling the Impact of Service Crises on Perceived Service Quality Over Time, in: *Journal of Marketing Research*, Vol. 52, No. 5, pp. 642-656.
- Goldman, M./Cowles, M.D./Florez, C.A. (1983): The Halo Effect of an Initial Impression Upon Speaker and Audience, in: *Journal of Social Psychology*, Vol. 120, No. 2, pp. 197-201.
- Grönroos, C. (2017): Relationship Marketing Readiness – Theoretical Background and Measurement Directions, in: *Journal of Services Marketing*, Vol. 31, No. 3, pp. 218-225.
- Hadwich, K. (2003): *Beziehungsqualität im Relationship Marketing – Konzeption und empirische Analyse eines Wirkungsmodells*, Wiesbaden.
- Hallinger, P. (2013): A Conceptual Framework for Systematic Reviews of Research in Educational Leadership and Management, in: *Journal of Educational Administration*, Vol. 51, No. 2, pp. 126-149.
- Healey, J.S./Kassarjian, H.H. (1983): Advertising Substantiation and Advertiser Response – A Content Analysis of Magazine Advertisements, in: *Journal of Marketing*, Vol. 47, No. 1, pp. 107-117.
- Holbrook, M.B. (1983): Using a Structural Model of Halo Effect to Assess Perceptual Distortion Due to Affective Overtones, in: *Journal of Consumer Research*, Vol. 10, No. 2, pp. 247-252.
- Intons-Peterson, M.J./Samuels, A.K. (1978): The Cultural Halo Effect – Black and White Women Rate Black and White Men, in: *Bulletin of the Psychonomic Society*, Vol. 11, No. 5, pp. 309-312.
- Jang, W.-Y./Lee, J.-H./Hu, H.-C. (2016): Halo, Horn, or Dark Horse Biases – Corporate Reputation and the Earnings Announcement Puzzle, in: *Journal of Empirical Finance*, Vol. 38, No. 1, pp. 272-289.

- Jin, C.-H./Lee, J.-Y. (2019): The Halo Effect of CSR Activity – Types of CSR Activity and Negative Information Effects, in: *Sustainability*, Vol. 11, No. 7, pp. 1-20.
- Johnson, D.M./Vidulich, R.N. (1956): Experimental Manipulation of the Halo Effect, in: *Journal of Applied Psychology*, Vol. 40, No. 2, pp. 130-134.
- Kappes, S.M./Schmidt, S.J./Lee, S.Y. (2006): Color Halo/Horns and Halo-Attribute Dumping Effects Within Descriptive Analysis of Carbonated Beverages, in: *Journal of Food Science*, Vol. 71, No. 8, pp. 590-595.
- Kees, J./Royne, M.B./Cho, Y.N. (2014): Regulating Front-of-Package Nutrition Information Disclosures – A Test of Industry Self-Regulation vs. Other Popular Options, in: *Journal of Consumer Affairs*, Vol. 48, No. 1, pp. 147-174.
- Kozlenkova, I.V./Palmatier, R.W./Fang, E./Xiao, B./Huang, M. (2017): Online Relationship Formation, in: *Journal of Marketing*, Vol. 81, No. 3, pp. 21-40.
- Kumar, V./Reinartz, W. (2016): Creating Enduring Customer Value, in: *Journal of Marketing*, Vol. 80, No. 6, pp. 36-68.
- Lachmann, S.J./Bass, A.R. (1985): A Direct Study of Halo Effect, in: *Journal of Psychology*, Vol. 119, No. 6, pp. 535-540.
- Larivière, B./Bowen, D./Andreassen, T.W./Kunz, W./Sirianni, N.J./Voss, C./Wunderlich, N.C./De Keyser, A. (2017): “Service Encounter 2.0” – An Investigation Into the Roles of Technology, Employees and Customers, in: *Journal of Business Research*, Vol. 79, No. 1, pp. 238-246.
- Lawless, H.T./Heymann, H. (2010): *Sensory Evaluation of Food – Principles and Practices*, 2. Aufl., New York.
- Lucker, G.W./Beane, W.E./Helmreich, R.L. (1981): The Strength of the Halo Effect in Physical Attractiveness Research, in: *Journal of Psychology*, Vol. 107, No. 1, pp. 69-75.
- Luu, T.T. (2019): CSR and Customer Value Co-Creation Behavior – The Moderation Mechanisms of Servant Leadership and Relationship Marketing Orientation, in: *Journal of Business Ethics*, Vol. 155, No. 2, pp. 379-398.
- Matzner, M./Büttgen, M./Demirkan, H./Spohrer, J./Alter, S./Fritzsche, A./Ng, I.C.L./Jonas, J.M./Martinez, V./Möslein, K.M./Neely, A. (2018): Digital Transformation in Service Management, in: *Journal of Service Management Research*, Vol. 2, No. 2, pp. 3-21.
- Mills, J./O’Neal, E. (1971): Anticipated Choice, Attention, and Halo Effect, in: *Psychonomic Science*, Vol. 22, No. 4, pp. 231-233.
- Morales, A.C./Fitzsimons, G.J. (2007): Product Contagion – Changing Consumer Evaluations Through Physical Contact with “Disgusting” Products, in: *Journal of Marketing Research*, Vol. 44, No. 2, pp. 272-283.

- Nisbett, R.E./Wilson, T.D. (1977): The Halo Effect – Evidence for Unconscious Alteration of Judgments, in: *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol. 35, No. 4, pp. 250-256.
- Overgoor, G./Chica, M./Rand, W./Weishampel, A. (2019): Letting the Computers Take Over – Using AI to Solve Marketing Problems, in: *California Management Review*, Vol. 61, No. 4, pp. 156-185.
- Paluch, S./Wirtz, J. (2020): Artificial Intelligence and Robots in the Service Encounter, in: *Journal of Service Management Research*, Vol. 4, No. 1, pp. 3-8.
- Rust, R.T. (2020): The Future of Marketing, in: *International Journal of Research in Marketing*, Vol. 37, No. 1, pp. 15-26.
- Spears, N./Singh, S.N. (2004): Measuring Attitude Toward the Brand and Purchase Intentions, in: *Journal of Current Issues and Research in Advertising*, Vol. 26, No. 2, pp. 53-66.
- Steinhoff, L./Arli, D./Weaven, S./Kozlenkova, I.V. (2019): Online Relationship Marketing, in: *Journal of the Academy of Marketing Science*, Vol. 47, No. 1, pp. 369-393.
- Sundar, A./Kardes, F.R./Noseworthy, T.J./Clarkson, J.J. (2014): Inferences on Negative Labels and the Horns Effect, in: *Advances in Consumer Research*, Vol. 42, pp. 377-380.
- Teisl, M.F./Radas, S./Roe, B. (2008): Struggles in Optimal Labelling – How Different Consumers React to Various Labels for Genetically Modified Foods, in: *International Journal of Consumer Studies*, Vol. 32, No. 5, pp. 447-456.
- Thorndike, E.L. (1920): A Constant Error in Psychological Ratings, in: *Journal of Applied Psychology*, Vol. 4, No. 1, pp. 25-29.
- Tom, G./Garibaldi, B./Zeng, Y./Pilcher, J. (1998): Consumer Demand for Counterfeit Goods, in: *Psychology and Marketing*, Vol. 15, No. 5, pp. 405-421.
- Touré-Tillery, M./McGill, A.L. (2015): Who or What to Believe – Trust and the Differential Persuasiveness of Human and Anthropomorphized Messengers, in: *Journal of Marketing*, Vol. 79, No. 4, pp. 94-110.
- Tranfield, D./Denyer, D./Smart, P. (2003): Towards a Methodology for Developing Evidence-Informed Management Knowledge by Means of Systematic Review, in: *British Journal of Management*, Vol. 14, No. 3, pp. 207-222.
- Vanhamme, J./Grobbsen, B. (2009): “Too Good to be True!” – The Effectiveness of CSR History in Countering Negative Publicity, in: *Journal of Business Ethics*, Vol. 85, No. 2, pp. 273-283.
- Wicklund, R.A./Eckert-Nowack, M. (1989): The Ascription of Self-Knowledge as a Halo Effect, in: *Basic and Applied Social Psychology*, Vol. 10, No. 4, pp. 355-370.



Erratum zu: Hyperpersonalisierung – Hochpersonalisierte Kundenansprache durch den Einsatz Künstlicher Intelligenz

Matthias H. J. Gouthier und Nora Kern

Erratum zu:
Kapitel „Hyperpersonalisierung – Hochpersonalisierte Kundenansprache durch den Einsatz Künstlicher Intelligenz“
in: M. Bruhn und K. Hadwich (Hrsg.), *Künstliche Intelligenz im Dienstleistungsmanagement*, Forum Dienstleistungsmanagement,
https://doi.org/10.1007/978-3-658-34326-2_20

In der Online-Version dieses Kapitels wurde die Zusammenfassung korrigiert.

Die korrigierte Zusammenfassung lautet:

Kunden individuell und zum richtigen Zeitpunkt mit relevanten Marketingbotschaften zu erreichen, bildet eine der größten Herausforderungen der digitalen Kundenkommunikation. Gerade in Verbindung mit dem Einsatz Künstlicher Intelligenz ergeben sich effizientere und effektivere Möglichkeiten der hochpersonalisierten Ansprache von Kunden. Trotz der Relevanz einer voranschreitenden Hyperpersonalisierung existiert in der Wissenschaft weder eine eindeutige Definition und Abgrenzung zu ähnlich gelagerten Konzepten der Kundenansprache noch eine Zusammenstellung der entsprechenden Erfolgsfaktoren. Folglich widmet sich dieser Beitrag einer theoretisch-konzeptionellen Analyse einer hochpersonalisierten Kundenansprache in einem digitalen Umfeld unter Einsatz von Künstlicher Intelligenz.

Die korrigierte Version des Kapitels ist verfügbar unter
https://doi.org/10.1007/978-3-658-34326-2_5

Teil B: Serviceteil

Ausgewählte Literatur zum Themengebiet „Künstliche Intelligenz im Dienstleistungsmanagement“

Besonders einschlägige und einflussreiche Veröffentlichungen aus dem Bereich „Künstliche Intelligenz im Dienstleistungsmanagement“ wurden an dieser Stelle ausgewählt, die ihrerseits Hinweise auf weiterführende Quellen geben. Eine vollständige Bibliographie kann hier nicht erfolgen. Die Zuordnung zu den einzelnen Themenbereichen ist nicht immer überschneidungsfrei.

1. Einsatzfelder der KI im Dienstleistungsmanagement

- Acquisti, A./Brandimarte, L./Loewenstein, G. (2015): Privacy and Human Behavior in the Age of Information, in: Science, Vol. 347, No. 6221, S. 509-514.
- Akerlof, G.A. (1970): The Market for „Lemons“ – Quality Uncertainty and the Market Mechanism, in: The Quarterly Journal of Economics, Vol. 84, No. 3, S. 488-500.
- Ashton, K. (2009): That “Internet of Things” Thing, in: RFID Journal, Vol. 22, No. 8, S. 97-114.
- Autor, D.H./Dorn, D. (2013): The Growth of Low-Skill Service Jobs and the Polarization of the US Labor Market, in: American Economic Review, Vol. 103, No. 5, S. 1553-1597.
- Bench-Capon, T.J./Dunne, P.E. (2007): Argumentation in Artificial Intelligence, in: Artificial Intelligence, Vol. 171, No. 10-15, S. 619-641.
- Bruhn, M. (2019): Kommunikationspolitik – Systematischer Einsatz der Kommunikation für Unternehmen, 9. Aufl., München.
- Bruhn, M. (2019): Marketing – Grundlagen für Studium und Praxis, 14. Aufl., Wiesbaden.
- Camerer, C.F. (2011): Behavioral Game Theory – Experiments in Strategic Interaction, Princeton.
- Donald, M. (1991): Origins of the Modern Mind – Three Stages in the Evolution of Culture and Cognition, Boston.
- Donath, J. (2007): Signals in Social Supernet, in: Journal of Computer-Mediated Communication, Vol. 13, No. 1, S. 231-251.
- Donath, J./Boyd, D. (2004): Public Displays of Connection, in: BT Technology Journal, Vol. 22, No. 4, S. 71-82.
- Fehr, E./Fischbacher, U./Gächter, S. (2002): Strong Reciprocity, Human Cooperation, and the Enforcement of Social Norms, in: Human Nature, Vol. 13, No. 1, S. 1-25.

- Fitzsimmons, J.A./Fitzsimmons, M.J. (2011): Service management operations, strategy, and information technology, 7. Aufl., New York.
- Goldstein, N.J./Cialdini, R.B./Griskevicius, V. (2008): A Room with a Viewpoint – Using Social Norms to Motivate Environmental Conservation in Hotels, in: *Journal of Consumer Research*, Vol. 35, No. 3, S. 472-482.
- Goleman, D. (1996): Emotional Intelligence – Why It Can Matter More than IQ, in: *Learning*, Vol. 24, No. 6, S. 49-50.
- Hart, C.W.L./Heskett, J.L./Sasser Jr., W.E. (1990): The Profitable Art of Service Recovery, in: *Harvard Business Review*, Vol. 68, No. 4, pp. 148-156.
- Hennig-Thurau, T./Groth, M./Paul, M./Gremler, D.D. (2006): Are All Smiles Created Equal? How Emotional Contagion and Emotional Labor Affect Service Relationships, in: *Journal of Marketing*, Vol. 70, No. 3, pp. 58-73.
- Hilbert, M./López, P. (2011): The World's Technological Capacity to Store, Communicate, and Compute Information, in: *Science*, Vol. 332, No. 6025, pp. 60-65.
- Huang, M.-H./Rust, R.T. (2018): Artificial Intelligence in Service, in: *Journal of Service Research*, Vol. 21, No. 2, S. 155-172.
- 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, in: *Business Horizons*, Vol. 62, No. 1, pp. 15-25.
- Keaveney, S.M. (1995): Customer Switching Behavior in Service Industries – An Exploratory Study, in: *Journal of Marketing*, Vol. 59, No. 2, pp. 71-82.
- Kelley, S.W./Hoffman, K.D./Davis, M.A. (1993): A Typology of Retail Failures and Recoveries, in: *Journal of Retailing*, Vol. 69, No. 4, pp. 429-452.
- Kurzweil, R. (2005): *The Singularity is Near*, New York.
- Lamberton, C./Stephen, A.T. (2016): A Thematic Exploration of Digital, Social Media, and Mobile Marketing – Research Evolution from 2000 to 2015 and an Agenda for Future Inquiry, in: *Journal of Marketing*, Vol. 80, No. 6, S. 146-172.
- LaValle, S./Lesser, E./Shockley, R./Hopkins, M.S./Kruschwitz, N. (2010): Big Data, Analytics and the Path from Insights to Value, in: *MIT Sloan Management Review*, Vol. 52, No. 2, S. 21-31.
- Lemon, K.N./Verhoef, P.C. (2016): Understanding Customer Experience Throughout the Customer Journey, in: *Journal of Marketing*, Vol. 80, No. 6, S. 65-96.
- Little, J.D.C. (1970): Models and Managers – The Concept of a Decision Calculus, in: *Management Science*, Vol. 16, No. 8, S. 466-485.
- Manning, C./Schütze, H. (1999): *Foundations of Statistical Natural Language Processing*, Cambridge.

- Maxham III, J.G./Netemeyer, R.G. (2002): A Longitudinal Study of Complaining Customers' Evaluations of Multiple Service Failures and Recovery Efforts, in: *Journal of Marketing*, Vol. 66, No. 4, pp. 57-71.
- McAfee, A./Brynjolfsson, E. (2012): Big Data – The Management Revolution, in: *Harvard Business Review*, Vol. 90, No. 10, S. 61-67.
- Meffert, H./Burmannel, C./Kirchgeorg, M./Eisenbeiß, M. (2018): Marketing – Grundlagen marktorientierter Unternehmensführung – Konzepte – Instrumente – Praxisbeispiele, 13. Aufl., Wiesbaden.
- Meuter, M.L./Bitner, M.J./Ostrom, A.L./Brown S.W. (2005): Choosing Among Alternative Service Delivery Modes – An Investigation of Customer Trial of Self- Service Technologies, in: *Journal of Marketing*, Vol. 69, No. 2, S. 61-83.
- Murphy, K.P. (2012): *Machine Learning – A Probabilistic Perspective*, Cambridge.
- Narver, J.C./Slater, S./MacLachlan, D. (2004): Responsive and Proactive Marketing Orientation and New-Product Success, in: *Journal of Product Innovation Management*, Vol. 21, No. 5, S. 334-347.
- Pennebaker, J.W./Chung, C.K./Ireland, M./Gonzales, A./Booth, R.J. (2007): The Development and Psychometric Properties of LIWC2007, in: *Development*, Vol. 1, No. 2, S. 1-22.
- Porter, M.E./Heppelmann, J.E. (2014): How Smart, Connected Products are Transforming Competition, in: *Harvard Business Review*, Vol. 92, No. 11, S. 64-88.
- Russell, S.J./Norvig, P. (2010): *Artificial Intelligence – A Modern Approach*, 3rd edition, Essex.
- Simon, H.A. (1955): A Behavioral Model of Rational Choice, in: *The Quarterly Journal of Economics*, Vol. 69, No. 1, S. 99-118.
- Spence, M. (2002): Signaling in Retrospect and the Informational Structure of Markets, in: *American Economic Review*, Vol. 92, No. 3, S. 434-459.
- Stephen, A.T./Toubia, O. (2010): Deriving Value from Social Commerce Networks, in: *Journal of Marketing Research*, Vol. 47, No. 2, S. 215-228.
- Sternberg, R.J. (1999): The Theory of Successful Intelligence, in: *Review of General Psychology*, Vol. 3, No. 4, S. 292-316.
- Stoppa, M./Chiolerio, A. (2014): Wearable Electronics and Smart Textiles – A Critical Review, in: *Sensors*, Vol. 14, No. 7, S. 11957-11992.
- Tausczik, Y.R./Pennebaker, J.W. (2010): The Psychological Meaning of Words – LIWC and Computerized Text Analysis Methods, in: *Journal of Language and Social Psychology*, Vol. 29, No. 1, S. 24-54.
- Tukey, J.W. (1962): The Future of Data Analysis, in: *The Annals of Mathematical Statistics*, Vol. 33, No. 1, S. 1-67.
- Tukey, J.W. (1977): *Exploratory Data Analysis*, London.

- van Doorn, J./Lemon, K.N./Mittal, V./Nass, S./Pick, D./Pirmer, P./Verhoef, P.C. (2010): Customer Engagement Behavior – Theoretical Foundations and Research Directions, in: *Journal of Service Research*, Vol. 13, No. 3, S. 253-266.
- Vargo, S.L./Lusch, R.F. (2004): Evolving to a New Dominant Logic for Marketing, in: *Journal of Marketing*, Vol. 68, No. 1, S. 1-17.
- Zeithaml, V.A./Bitner, M.J. (2003): *Services Marketing – Integrating Customer Focus Across the Firm*, New York.
- Zeithaml, V.A./Parasuraman, A./Berry, L.L. (1985): Problems and Strategies in Services Marketing, in: *Journal of Marketing Analytics*, Vol. 49, No. 2, pp. 33-46.

2. Vertrauen und Akzeptanz in KI-basierte Dienstleistungen

- Agarwal, R./Prasad, T. (1998): A Conceptual and Operational Definition of Personal Innovativeness in the Domain of Information Technology, in: *Information Systems Research*, Vol. 9, No. 2, S. 204-215.
- Ajzen, I. (1991): The Theory of Planned Behavior, in: *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, Vol. 50, No. 2, S. 179-211.
- Baldwin, C./ Hippel, E. von (2011): Modeling a Paradigm Shift – From Producer Innovation to User and Open Collaborative Innovation, in: *Organization Science*, Vol. 22, No. 6, S. 1399-1417.
- Bogers, M./Afuah, A./Bastian, B. (2010): Users as Innovators – A Review, Critique, and Future Research Directions, in: *Journal of Management*, Vol. 36, No. 4, S. 857-875.
- Bruhn, M. (2019): *Qualitätsmanagement für Dienstleistungen – Handbuch für ein erfolgreiches Qualitätsmanagement – Grundlagen, Konzepte, Methoden*, 11. Aufl., Berlin.
- Compeau, D.R./Higgins, C.A. (1995): Computer Self-Efficacy – Development of a Measure and Initial Test, in: *MIS Quarterly*, Vol. 19, No. 2, S. 189-211.
- Davis, F. (1986): *A Technology Acceptance Model for Empirically Testing New End-User Information Systems – Theory and Results*, Boston.
- Davis, F.D. (1989): Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology, in: *MIS Quarterly*, Vol. 13, No. 3, S. 319-340.
- Davis, F.D./Bagozzi, R.P./Warshaw, P.R. (1989): User Acceptance of Computer Technology – A Comparison of the Theoretical Models, in: *Management Science*, Vol. 35, No. 8, S. 982-1003.
- Dinev, T./Hart, P. (2006): An Extended Privacy Calculus Model for E-Commerce Transactions, in: *Information Systems Research*, Vol. 17, No. 1, S. 61-80.

- Domingos, P. (2015): *The Master Algorithm – How the Quest for the Ultimate Learning Machine Will Remake Our World*, New York.
- Doney, P./Cannon, J. (1997): An Examination of the Nature of Trust in Buyer-Seller Relationships, in: *Journal of Marketing*, Vol. 61, No. 2, S. 35-51.
- Epley, N./Waytz, A./Cacioppo, J. (2007): On Seeing Human – A Three-Factor Theory of Anthropomorphism, in: *Psychological Review*, Vol. 114, No. 4, S. 864-886.
- Fishbein, M./Ajzen, I. (1975): *Belief, Attitude, Intention and Behavior – An Introduction to Theory and Research*, Massachusetts.
- Gallouj, F./Weinstein, O. (1997): Innovation in Services, in: *Research Policy*, Vol. 26, No. 4-5, S. 537-556.
- Gefen, D./Karahanna, E./Straub, D. (2003): Trust and TAM in Online Shopping – An Integrated Model, in: *MIS Quarterly*, Vol. 27, No. 1, S. 51-90.
- Gu, J.-C./Lee, S.-C./Suh, Y.-H. (2009): Determinants of Behavioral Intention to Mobile Banking, in: *Expert Systems with Applications*, Vol. 36, No. 9, S. 11605-11616.
- Hartwick, J./Barki H. (1994): Explaining the Role of User Participation in Information System Use, in: *Management Science*, Vol. 40, No. 4, S. 440-465.
- Hippel, E. von (1994): “Sticky Information” and the Locus of Problem Solving – Implications for Innovation, in: *Management Science*, Vol. 40, No. 4, S. 429-439.
- Holm, S. (1979): A Simple Sequentially Rejective Multiple Test Procedure, in: *Scandinavian Journal of Statistics*, Vol. 6, No. 2, S. 65-70.
- Huang, M./Rust, R. (2018): Artificial Intelligence in Service, in: *Journal of Service Research*, Vol. 21, No. 2, S. 55-72.
- Kim, G./Shin, B./Lee, H.G. (2009): Understanding Dynamics between Initial Trust and Usage Intentions of Mobile Banking, in: *Information Systems Journal*, Vol. 19, No. 3, S. 283-311.
- Lins, K.V./Servaes, H./Tamayo, A. (2017): Social Capital, Trust and Firm Performance – The Value of Corporate Social Responsibility during the Financial Crisis, in: *The Journal of Finance*, Vol. 72, No. 4, S. 1785-1824.
- Lu, Y./Yang, S./Chau, P./Cao, Y. (2011): Dynamics between the Trust Transfer Process and Intention to Use Mobile Payment Services – A Cross-Environment Perspective, in: *Information & Management*, Vol. 48, No. 8, S. 393-403.
- Malhotra, N.K./Kim, S.S./Agarwal, J. (2004): Internet Users' Information Privacy Concerns (IUIPC) – The Construct, the Scale, and a Causal Model, in: *Information Systems Research*, Vol. 15, No. 4, S. 336-355.
- Mayer, R.C./Davis, J.H./Schoorman, F.D. (1995): An Integrative Model of Organizational Trust, in: *Academy of Management Review*, Vol. 20, No. 3, S. 709-734.

- McKnight, D.H./Choudhury, V./Kacmar, C. (2002): Developing and Validating Trust Measures for E-Commerce – An Integrative Typology, in: *Information Systems Research*, Vol. 13, No. 3, S. 334-359.
- Meffert, H./Burmannel, C./Kirchgeorg, M./Eisenbeiß, M. (2019): *Marketing – Grundlagen marktorientierter Unternehmensführung: Konzepte – Instrumente – Praxisbeispiele*, 13. Aufl., Wiesbaden.
- Moore, G.C./Benbasat, I. (1991): Development of an Instrument to Measure the Perceptions of Adopting an Information Technology Innovation, in: *Information Systems Research*, Vol. 2, No. 3, S. 192-222.
- Morgan, R.M./Hunt, S.D. (1994): The Commitment-Trust Theory of Relationship Marketing, in: *Journal of Marketing*, Vol. 58, No. 3, S. 20-38.
- Obermeyer, Z./Emanuel, E. (2016): Predicting the Future – Big Data, Machine Learning, and Clinical Medicine, in: *New England Journal of Medicine*, Vol. 375, No. 13, S. 1216-1219.
- Parasuraman, R./Riley, V. (1997): Humans and Automation – Use, Misuse, Disuse, Abuse, in: *Human Factors*, Vol. 39, No. 2, S. 230-252.
- Parasuraman, R./Sheridan, T./Wickens, C. (2000): A Model of Types and Levels of Human Interaction with Automation, in: *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics – Part A: Systems and Humans*, Vol. 30, No. 3, S. 286-297.
- Pavlou, P.A. (2003): Consumer Acceptance of Electronic Commerce – Integrating Trust and Risk with the Technology Acceptance Model, in: *International Journal of Electronic Commerce*, Vol. 7, No. 3, S. 101-134.
- Schoorman, F./Mayer, R./Davis, J. (2007): An Integrative Model of Organizational Trust – Past, Present and Future, in: *The Academy of Management Review*, Vol. 32, No. 2, S. 344-354.
- Sirdeshmukh, D./Sing, J./Sabol, B. (2002): Consumer Trust, Value and Loyalty in Relational Exchanges, in: *Journal of Marketing*, Vol. 66, No. 1, S. 15-37.
- Smith, H.J./Milberg, S.J./Burke, S.J. (1996): Information Privacy – Measuring Individuals' Concerns about Organizational Practices, in: *MIS Quarterly*, Vol. 20, No. 2, S. 167-196.
- Tversky, A./Kahneman, D. (1974): Judgement Under Uncertainty – Heuristics and Biases, in: *Science*, Vol. 185, No. 4157, S. 1124-1131.
- Venkatesh, V. (2000): Determinants of Perceived Ease of Use – Integrating Control, Intrinsic Motivation, and Emotion into the Technology Acceptance Model, in: *Information Systems Research*, Vol. 11, No. 4, S. 342-365.
- Venkatesh, V./Bala, H. (2008): Technology Acceptance Model 3 and a Research Agenda on Interventions, in: *Decision Science*, Vol. 39, No. 2, S. 273-315.
- Venkatesh, V./Davis, F.D. (1996): A Model of the Antecedents of Perceived Ease of Use – Development and Test, in: *Decision Science*, Vol. 27, No. 3, S. 451-481.

- Venkatesh, V./Davis, F.D. (2000): A Theoretical Extension of the Technology Acceptance Model – Four Longitudinal Field Studies, in: *Management Science*, Vol. 46, No. 2, S. 186-204.
- Venkatesh, V./Morris, M.G./Davis, G.B./Davis, F.D. (2003): User Acceptance of Information Technology – Toward a Unified View, in: *MIS Quarterly*, Vol. 27, No. 3, S. 425-478.
- Venkatesh, V./Thong, J.Y./Xu, X. (2012): Consumer Acceptance and Use of Information Technology – Extending the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology, in: *MIS Quarterly*, Vol. 36, No. 1, S. 157-178.
- Webster, J./Martocchio, J.J. (1992): Microcomputer Playfulness – Development of a Measure with Workplace Implications, in: *MIS Quarterly*, Vol. 16, No. 2, S. 201-226.
- Weizenbaum, J. (1966): ELIZA – A Computer Program for the Study of Natural Language Communication Between Man and Machine, in: *Communications of the ACM*, Vol. 9, No. 1, S. 36-45.
- Zhang, T./Tao, D./Qu, X./Zhang, X./Lin, R./Zhang, W. (2019): The Roles of Initial Trust and Perceived Risk in Public's Acceptance of Automated Vehicles, in: *Transportation Research Part C Emerging Technologies*, Vol. 98, No. 1, pp. 207-220.

3. Gestaltung von Kundeninteraktion im KI-Kontext

- Aaker, J./Fournier, S./Brasel, S.A. (2004): When Good Brands Do Bad, in: *Journal of Consumer Research*, Vol. 31, No. 1, pp. 1-16.
- Allport, G.W. (1954): *The Nature of Prejudice*, Reading.
- Baumeister, R.F./Bratslavsky, E./Finkenauer, C./Vohs, K.D. (2001): Bad is Stronger than Good, in: *Review of General Psychology*, Vol. 5, No. 4, pp. 323-370.
- Berry, L.L. (1983): Relationship Marketing, in: Berry, L.L./Shostack, G.L./Upah, G.D. (Ed.): *Emerging Perspectives on Services Marketing*, Chicago, pp. 25-28.
- Bitner, M.J./Ostrom, A.L./Morgan, F.N. (2008): Service Blueprinting – A Practical Technique for Service Innovation, in: *California Management Review*, Vol. 50, No. 3, S. 66-94.
- Bruhn, M. (2016): *Relationship Marketing – Das Management von Kundenbeziehungen*, 5. Aufl., München.
- Burrell, J. (2016): How the Machine 'Thinks' – Understanding Opacity in Machine Learning Algorithms, in: *Big Data & Society*, Vol. 3, No. 1, S. 1-12.

- Chang, P.-L./Chieng, M.-H. (2006): Building Consumer-Brand Relationship – A Cross-Cultural Experiential View, in: *Psychology & Marketing*, Vol. 23, No. 11, pp. 927-959.
- Collier, J.E./Bienstock, C.C. (2006): Measuring Service Quality in E-Retailing, in: *Journal of Service Research*, Vol. 8, No. 3, pp. 260-275.
- Dolich, I.J. (1969): Congruence Relationships between Self Images and Product Brands, in: *Journal of Marketing Research*, Vol. 6, No. 1, pp. 80-84.
- Gilmore, J.H./Pine, B.J. (2007): *Authenticity – What Consumers Really Want*, Boston.
- Goffman, E. (1956): Embarrassment and Social Organization, in: *American Journal of Sociology*, Vol. 62, No. 3, pp. 264-271.
- Grove, W.M./Meehl, P.E. (1996): Comparative Efficiency of Informal (Subjective, Impressionistic) and Formal (Mechanical, Algorithmic) Prediction Procedures – The Clinical-Statistical Controversy, in: *Psychology, Public Policy, and Law*, Vol. 2, No. 2, S. 293-323.
- Harter, S. (2002): Authenticity, in: Snyder C.R./Lopez S.J. (Ed.): *Handbook of Positive Psychology*, Oxford, pp. 382-394.
- Heinonen, K./Strandvik, T./Mickelsson, K.-J./Edvardsson, B./Sundström, E./Andersson, P. (2010): A Customer-Dominant Logic of Service, in: *Journal of Service Management*, Vol. 21, No. 4, S. 531-548.
- Hennig-Thurau, T./Groth, M./Paul, M./Gremler, D.D. (2006): Are All Smiles Created Equal? – How Emotional Contagion and Emotional Labor Affect Service Relationships, in: *Journal of Marketing*, Vol. 70, No. 3, pp. 58-73.
- Huang, M./Rust, R. (2018): Artificial Intelligence in Service, in: *Journal of Service Research*, Vol. 21, No. 2, pp. 155-172.
- 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, in: *Business Horizons*, Vol. 62, No. 1, S. 15-25.
- Lawless, H.T./Heymann, H. (2010): *Sensory Evaluation of Food – Principles and Practices*, 2. Aufl., New York.
- Liberman, N./Idson, L.C./Camacho, C.J./Higgins, E.T. (1999): Promotion and Prevention Choices Between Stability and Change, in: *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol. 77, No. 6, pp. 1135-1145.
- Malär, L./Krohmer, H./Hoyer, W.D./Nyffenegger, B. (2011): Emotional Brand Attachment and Brand Personality – The Relative Importance of the Actual and the Ideal Self, in: *Journal of Marketing*, Vol. 75, No. 4, pp. 35-52.
- Mattila, A./Enz, C. (2002): The Role of Emotions in Service Encounters, in: *Journal of Service Research*, Vol. 4, No. 4, pp. 268-277.

- Nisbett, R.E./Wilson, T.D. (1977): The Halo Effect – Evidence for Unconscious Alteration of Judgments, in: *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol. 35, No. 4, pp. 250-256.
- Sirgy, M.J. (1982): Self-Concept in Consumer Behavior – A Critical Review, in: *Journal of Consumer Research*, Vol. 9, No. 3, pp. 287-300.
- Spears, N./Singh, S.N. (2004): Measuring Attitude Toward the Brand and Purchase Intentions, in: *Journal of Current Issues and Research in Advertising*, Vol. 26, No. 2, pp. 53-66.
- Swann Jr., W.B. (1983): Self-Verification – Bringing Social Reality into Harmony with the Self, in: Suls J. (Ed.): *Social Psychological Perspectives on the Self*, 2nd edition, Hillsdale, pp. 33-66.
- Thorndike, E.L. (1920): A Constant Error in Psychological Ratings, in: *Journal of Applied Psychology*, Vol. 4, No. 1, pp. 25-29.
- Tranfield, D./Denyer, D./Smart, P. (2003): Towards a Methodology for Developing Evidence-Informed Management Knowledge by Means of Systematic Review, in: *British Journal of Management*, Vol. 14, No. 3, pp. 207-222.
- Vanhamme, J./Grobbe, B. (2009): “Too Good to be True!” – The Effectiveness of CSR History in Countering Negative Publicity, in: *Journal of Business Ethics*, Vol. 85, No. 2, pp. 273-283.
- Wirtz, J./Patterson, P.G./Kunz, W./Gruber, T./Lu, V.N./Paluch, S./Martins, A. (2018): Brave New World – Service Robots in the Frontline, in: *The Journal of Service Management*, Vol. 29, No. 5, pp. 907-931.
- Zuboff, S. (2019): *The Age of Surveillance Capitalism – The Fight for a Human Future at the New Frontier of Power*, New York.

Stichwortverzeichnis

A

AI

- Algorithms 53ff.
- Technologies 60ff.

Akzeptanz 361ff.

- Von künstlicher Intelligenz 361ff.

Analytics 93ff.

Anthropomorphism 430f.

Artificial Intelligence 53ff., 213ff., 447ff.

Authenticity 427ff.

Automatisierung 146, 165, 281

Autonomous Consumer Analysis 83ff.

B

Big Data 91ff., 139f.

Bionic Radiology 314

Business

- Analytics 93ff.
- To-Consumer (B2C) 53ff.
- To-Customer Relationship(s) 471ff.

C

Chatbot 361ff., 427ff.

Complaint Management 213ff.

Conversational Agent 289ff.

Corporate

- Digital Responsibility 253
- Sustainable Responsibility 253

D

Deep Learning 88f.

Dienstleistungs-

- Angebote 411ff.
- Sektor 58
- Wandel 337ff.

Digitale/s

- Marketing 240ff.
- Plattformen 113ff.
- Sprachassistenzsysteme 155ff.

Digitalisierung 158f., 199, 265ff.

Direct and indirect complaint management process 216ff.

E

Echtzeit-Marketing 136ff.

Einkauf(s-)

- 4.0 185ff.
- verhandlungen 185ff.

Einsatzszenarien 155ff.

Embarrassing Situations 445ff.

Ethische Beurteilung 421ff.

Expert Interview(s) 487f.

Explainable Artificial Intelligence 324ff.

F

Finanz-

- dienstleister 289ff.
- dienstleistung 265ff.

Flugtaxi 385ff.

G

Gesundheitswesen 337ff.

H

Halo Effect 471ff.

Horn Effect 471ff.

Hyperpersonalisierung 127ff.

I

Individualisierung 132f.

Informationsasymmetrie 117f.

Integration Künstlicher Intelligenz 411ff.

Intelligent/e

- Agent 216, 221ff.
- Systeme 155f

K

KI

- Algorithmen 57f.
- Technologien 56
- Unterstützte Medizin 322f.

Klassifikation 416ff.

Kommunikationsschnittstelle 157

Konsumentenverhalten 237ff.

Kontextsensitivität 143f.

Kunden-

- Akzeptanz 411ff.
- Ansprache 127ff.
- Perspektive 411ff.
- Service 289ff.

Künstliche Intelligenz 53ff., 113ff., 127ff., 158ff., 185ff., 243ff., 265ff., 291ff., 361ff.

L

Literaturanalyse 53ff.

M

Machine Learning 322f.

Maschinelles Lernen 88, 120

Maschinen- und Anlagenbau 158

Moments of (Dis)Trust 319

N

Nachhaltigkeit 253ff.

Nutzer

- Akzeptanz 388f.
- Barrieren 337ff.
- Integration 337ff.

Nutzung 367ff.

O

Omni-Channel-Marketing 146

P

Personalization-Privacy Paradox 135

Point of Relevance 102

Predictive Analytics 95ff.

Prescriptive Analytics 95ff.

Produkt-Service-Systeme 340

Professionelle Nutzer 339ff.

Q

Qualitative Studie 385ff.

R

Relationship

- Commitment 273
- Marketing 474ff.

Reziprozität 116

Robo Advisory 265ff.

S

Satisfaction 427ff.

Self

- Concept 429ff.
- Congruence 431

Service

- Failure 224
- Recovery 213ff.
- Robots 445ff.
- Sector 53ff.

Smart Speaker 157

Sprachsteuerung 157

Stakeholder

- Differenziertes Vertrauen 318f.
- Konsultation 309ff.

Systematic Literature Review 476

T

Technologieakzeptanz 295, 368, 390ff.

U

Urban Air Mobility 390ff.

V

Verhandlungsmanagement 192ff.

Vertrauen(s-) 269, 295

- Affektives 319
- Institutionelles 319
- Kognitives 319
- Signale 323
- Surrogate 323

Vertriebsverhandlungen 188

Voicebots 364ff.

X

XAI 322ff.