



Fraunhofer
IMW

FRAUNHOFER-ZENTRUM FÜR INTERNATIONALES MANAGEMENT UND WISSENSÖKONOMIE IMW

KÜNSTLICHE INTELLIGENZ (KI) IM UNTERNEHMENSKONTEXT

LITERATURANALYSE UND THESENPAPIER



FRAUNHOFER-ZENTRUM FÜR INTERNATIONALES MANAGEMENT UND WISSENSÖKONOMIE IMW
UNIVERSITÄT LEIPZIG



UNIVERSITÄT
LEIPZIG



Fraunhofer
IMW

KÜNSTLICHE INTELLIGENZ (KI) IM UNTERNEHMENSKONTEXT

Literaturanalyse und Thesenpapier

KÜNSTLICHE INTELLIGENZ (KI) IM UNTERNEHMENSKONTEXT

Literaturanalyse und Thesenpapier

Dr. habil. Nizar Abdelkafi

Fraunhofer IMW, Gruppe Geschäftsmodelle: Engineering und Innovation

Inga Döbel

Fraunhofer IMW, Gruppe Professionalisierung von Wissenstransferprozessen

Johannes David Drzewiecki,

Fraunhofer IMW, Gruppe Preis- und Dienstleistungsmanagement

Anja Meironke,

Fraunhofer IMW, Gruppe Organisationsentwicklung und Qualitätsmanagement

Andreas Niekler,

Universität Leipzig, Projekt Data Mining und Wertschöpfung

Sonja Ries,

Fraunhofer IMW, Digitale Projekteinheit Data Mining und Wertschöpfung

Fraunhofer-Zentrum für Internationales Management und Wissensökonomie IMW
Neumarkt 9-19, 04109 Leipzig

Inhalt

Management Summary	5
1 Einleitung	6
2 Definition KI und Untersuchungsrahmen	8
2.1 Definition: Künstliche Intelligenz	8
2.2 Untersuchungsrahmen	11
3 Relevanz von KI im Unternehmenskontext	12
3.1 KI und Dienstleistungen	12
3.2 KI und Geschäftsmodelle	13
3.2.1 Geschäftsmodelle	13
3.2.2 Auswirkungen von KI auf die Geschäftsmodelle	14
3.2.3 Praxisbeispiele	13
3.3 KI innerhalb von Organisationen	15
3.4 KI und Wissen	17
3.5 KI und Daten	19
3.5.1 Merkmale von Daten	19
3.5.2 Relevanz von Daten und Kenntnisse von Algorithmen für Unternehmen	21
4 Thesenentwicklung	22
4.1 KI und Dienstleistungen	22
4.2 KI und Geschäftsmodelle	23
4.3 KI und Organisation	24
4.4 KI und Wissen	26
4.5 KI und Daten	27
5 Zusammenfassung	30
6 Literaturverzeichnis	32

Management Summary

Dieser Beitrag analysiert den Einsatz von Künstlicher Intelligenz (KI) im Unternehmenskontext. Der Untersuchungsrahmen besteht aus den folgenden Feldern: Dienstleistungen, Geschäftsmodelle, Organisation, Wissen und Daten. Zunächst wird der Stand der Literatur analysiert, wobei Beispiele aus der Unternehmenspraxis herangezogen werden, um zu dokumentieren, was KI in den definierten Feldern bereits realisieren konnte. Im Hauptteil des Beitrags werden Thesen entwickelt, die aufzeigen, welche Einflüsse KI in Zukunft im Unternehmenskontext haben wird. Die Thesen weisen auf potenzielle zukünftige Entwicklungen in den Unternehmen aufgrund der Nutzung von KI hin. Die Thesen dienen als Orientierung für das Unternehmensmanagement, um die Potenziale von KI zu erkennen und sich darauf vorbereiten zu können. Entscheidungsträger in der Politik könnten die Thesen bei der Entwicklung von Politikfeldern (Policies) berücksichtigen, um die Rahmenbedingungen für etablierte Unternehmen so zu gestalten, dass sie weiterhin wettbewerbsfähig bleiben.

1

Einleitung

Künstliche Intelligenz (KI) und die daraus resultierenden Möglichkeiten der Automatisierung können einen seit jeher existierenden Menschheitsraum nach autonom agierenden Maschinen und Prozessen erfüllen. Bereits in der antiken Literatur existieren Berichte über Automaten, die nach damaligen Sprachgebrauch Apparate darstellen, die selbstständig agieren können (vgl. Mainzer 2016, S.7ff.). Auch wenn nach damaliger Auffassung »Selbstständigkeit« alleinlebenden Organismen vorbehalten war. Seit der Neuzeit dominiert eine technisch-naturwissenschaftliche Definition von Automaten. Über die Epochen hinweg gab es mit Leonardo da Vincis Konstruktionsplänen für Automaten, mit P. Jaquet-Droz menschlichen Androiden, die Klavier spielen oder Sätze schreiben, zahlreiche Ansätze hierfür. Das später folgende Gesetz der »Universalsprache« von A. Kircher sowie später von G.W. Leibniz, welches Denken und Wissen auf Rechnen zurückführen möchte, setzte im Grunde genommen den Grundstein für KI-Anwendungen, die mithilfe von Algorithmen Entscheidungen begründen. Als Geburtsjahr der KI-Forschung im engeren Sinne gilt das Jahr 1950, mit Turing's Aufsatz »Computing Machinery and Intelligence« (vgl. Mainzer 2016, S. 10). Nach Turing kann einer Maschine künstliche Intelligenz zugesprochen werden, wenn ein Beobachter nicht mehr in der Lage ist zu unterscheiden, ob er mit einem Computer oder Menschen interagiert.

In der ersten Phase der KI-Forschung gab es erste Erfolge in der formalen Logik, mit Hilfe derer allgemeine Problemlösungsverfahren von Formeln bewiesen werden konnten. Heute ermöglichen KI-Systeme z. T., dass logische Schlüsse effizienter gezogen werden können, als Menschen dazu in der Lage wären (vgl. Mainzer 2016, S. 15). Der Vorteil einer KI-getriebenen Entscheidungsfindung besteht darin, dass Empfehlungen auf Basis von großen Datenmengen generiert werden. Dabei wird versucht, die Subjektivität bei der Entscheidungsfindung zu reduzieren, selbst wenn das nicht immer möglich ist, da Algorithmen oder neuronale Netze Entscheidungsfindungsmuster von Menschen erkennen und diese umsetzen (vgl. Gentsch 2018, S. 4). Das Potenzial von KI, Entscheidungen zu übernehmen, hat Einfluss auf die Hierarchie- und Entscheidungsstrukturen in Organisationen. Allerdings hängt die Weiterentwicklung von KI-Anwendungen nicht nur von der Entwicklung von Algorithmen, sondern von der Verfügbarkeit von Daten ab. Es ist nicht möglich, ein KI-basiertes Geschäft zu initiieren, wenn keine Daten vorhanden sind.

In Zukunft wird KI zweifellos einen wesentlichen Einfluss auf Unternehmen, insbesondere auf die betrieblichen Prozesse haben. Das übergeordnete Ziel dieses Beitrags ist es, mögliche Einflüsse von KI zu erfassen und anhand von Thesen darzustellen. Wir gehen dabei von den realen Möglichkeiten von KI-Technologien aus. In diesem Beitrag wird KI nicht als Superintelligenz aufgefasst. KI wird verstanden als die Nutzung von Ansätzen wie beispielsweise Regressions-, bzw. Clusteringmethoden, Deep Learning, genetische Algorithmen, Bayes-Statistik, formale Logik, etc. Diese Ansätze werden in Forschung und Praxis seit vielen Jahren diskutiert und als KI-Methoden verstanden. Die Entwicklung neuer Anwendungen auf Basis dieser KI-Ansätze der letzten Jahre ist vor allem auf die Weiterentwicklung der Hardware und die Verfügbarkeit von großen Datenmengen zurückzuführen.

In diesem Beitrag werden wir KI zunächst definieren und unseren Untersuchungsrahmen darstellen. Im dritten Kapitel wird die Relevanz von KI im Unternehmenskontext beschrieben. Dabei fokussieren wir auf die fünf Themenfelder: **Dienstleistungen, Geschäftsmodelle, Organisation, Wissen und Daten**. In jedem dieser Themenfelder werden anschließend Thesen vorgestellt. Diese Thesen skizzieren mögliche

Entwicklungen, wie KI zukünftige Themenfelder beeinflussen kann. Das letzte Kapitel fasst den Beitrag zusammen und gibt einen Ausblick auf weiterführende Forschungsarbeiten.

Einleitung

2 Definition KI und Untersuchungsrahmen

2.1 Definition: Künstliche Intelligenz

Bevor wir die Relevanz Künstlicher Intelligenz im Unternehmenskontext aufzeigen, wollen wir zunächst unser Verständnis der Künstlichen Intelligenz darlegen. Künstliche Intelligenz soll Aspekte der menschlichen Verhaltensweisen in sich nachbilden, um auf diesem Wege »menschlich« agieren zu können, ohne es zu sein. Hierzu zählen Eigenschaften und Fähigkeiten wie das Lösen von Problemen, Erklären, Lernen, Sprachverstehen und die flexiblen Reaktionen eines Menschen (vgl. Gentsch 2018, S. 17f.).

Grob gesagt lässt sich Künstliche Intelligenz (engl. Artificial Intelligence), in zwei übergeordnete, größere Segmente unterteilen: s. g. schwache KI (engl. Narrow bzw. Weak AI) und starke KI (engl. Strong AI). Je nach Auslegung kommt noch eine dritte Einstufung hinzu: künstliche Superintelligenz (Oppermann 2018, S. 4).

Schwache KI ist das, was heute auf Computern und Smartphones längst üblich ist: quasi intelligente Systeme, die trainiert und angelernt, also für die eigentliche Ausführung in einem definierten Aufgabenbereich nicht explizit programmiert werden, um die vorgesehenen Aufgaben zu erledigen.

Starke KI kann von der Leistungsfähigkeit her mit menschlichen Fähigkeiten verglichen werden und wird nicht auf ein definiertes Aufgabengebiet limitiert. Problemlösung, abstraktes Denken oder Ideenfindung wären hiermit möglich (vgl. Oppermann 2018, S. 4). Der Begriff »**Superintelligenz**« bringt, nach Bostrom, einen Intelligenzgrad zum Ausdruck, der praktisch in jedem Bereich, einschließlich Gebiete der wissenschaftlichen Kreativität, Allgemeinwissen oder sozialer Kompetenz, den höchsten geistigen Fähigkeiten von Menschen überlegen ist (vgl. Bostrom 1998).

Aktuelle praktische Anwendungen gehören in den Bereich der schwachen KI. Technologien und Anwendungen, die der starken KI zugeordnet werden können, werden, laut Experten, in den nächsten Jahrzehnten noch nicht erreicht (vgl. Committee on Technology National Science and Technology Council 2016), während Formen der »Superintelligenz« derzeit als Spekulation gelten.

Gemäß der vorgestellten KI-Ausprägungen lassen sich für Unternehmen verschiedene Reifegrade bzgl. des Einsatzes von KI-Technologien innerhalb der Organisation ableiten. Demnach können Unternehmen, in Anlehnung an die Klassifizierung von Gentsch (2018, S. 48ff.), in »Non-automated-Enterprises«, »Semi-automated Enterprises«, »Automated-Enterprises« und »Superintelligence-Enterprises« unterteilt werden.

Definition KI und Untersuchungsrahmen

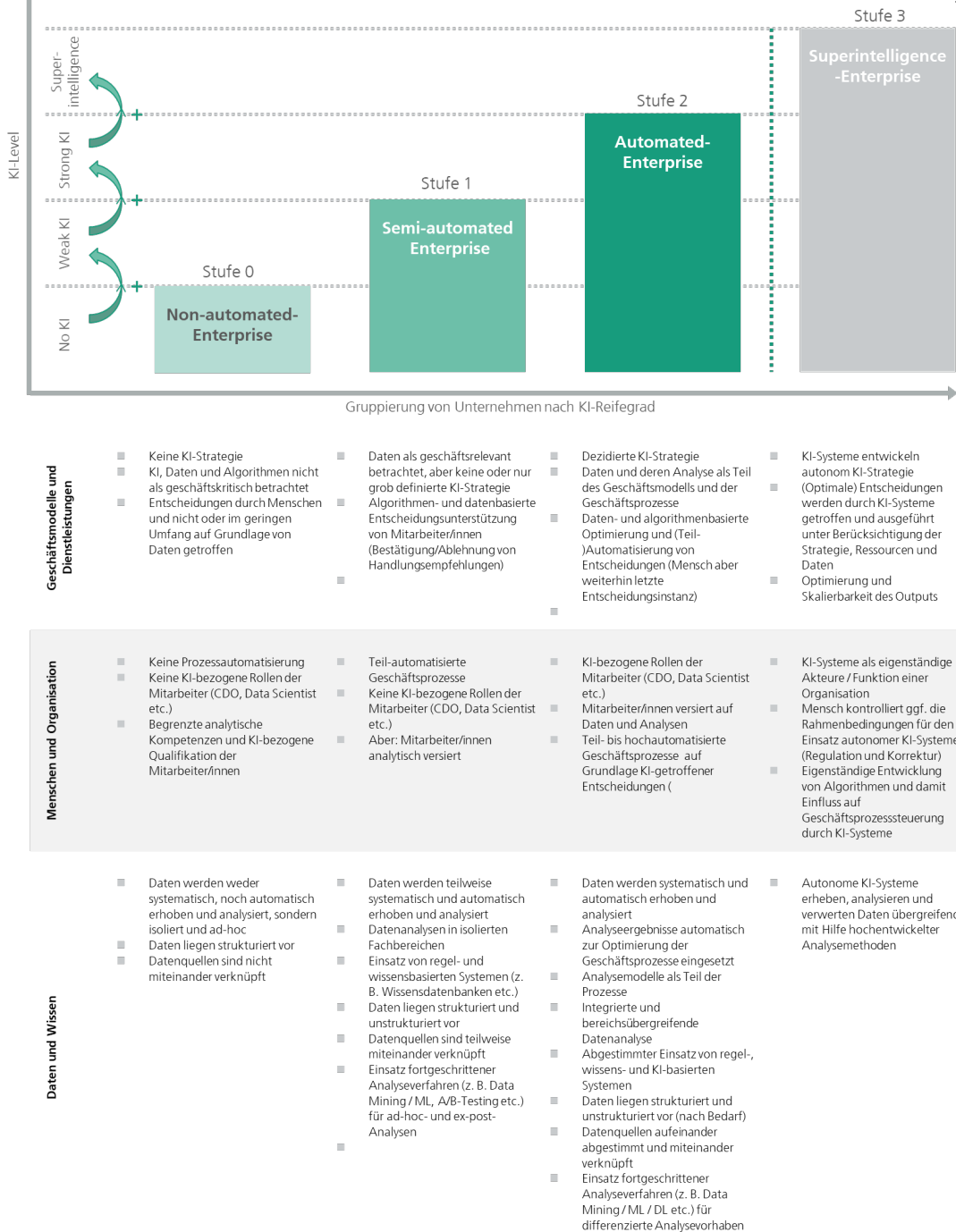


Abbildung 1: KI-Reifegrade von Unternehmen gemäß Etablierung definierter KI-Level innerhalb der Organisation (in Anlehnung an Gentsch (2018, S. 48 ff.))

Für die einzelnen Ausprägungsstufen werden spezifische Merkmale angenommen, die den jeweiligen Reifegrad der Organisation charakterisieren. Diese sind in Abbildung 2 aufgeführt und verlaufen dabei von »Non-automated-Enterprises«, die keinen bzw. lediglich einen geringen KI- und Datenbezug aufweisen und deren Entscheidungs- und Geschäftsprozesse wenig daten- und analysegetrieben sind, über »Semi-automated Enterprises«, bis hin zu Formen des »Automated-Enterprise«, welches einen hohen Automatisierungsgrad im Bereich der Datenerhebung und -analyse aufweist und auf Grundlage von hochautomatisierten Entscheidungen und Prozessen einer definierten KI-Strategie folgt, bei der Daten und KI Teil des Geschäftsmodells sind. Die letzte Entwicklungsstufe des »Superintelligence-Enterprise« wird derzeit als schwer vorhersagbar betrachtet.

Basierend auf der Annahme, dass für jedes Entwicklungsstadium ein KI-Level besonders prägend ist, gehen die einzelnen KI-Level einer Organisation, mit zunehmenden Reifegrad, ineinander über, schließen sich aber nicht gegenseitig aus, sodass die Abgrenzung zwischen KI-Levels für die jeweiligen Unternehmensstufen als fließend betrachtet werden sollte.

Mit KI bezeichnet man demnach Systeme, die ihre Umgebung nicht nur erfassen, sondern denken und lernen können, auf dieser Grundlage zu handeln (vgl. Pwc 2018). Zu den Kerntechnologien der Künstlichen Intelligenz zählt das Maschinelle Lernen (ML). Zusammen mit bspw. Sprach- und Textverarbeitung und Bild- und Videoverarbeitung befähigen sie Maschinen aus Erfahrungen zu lernen, in ihrem Umfeld erfolgreich zu agieren, komplexe Muster zu erkennen, diese zu interpretieren und die Ableitung von Empfehlungen, Warnungen oder Vorhersagen kontinuierlich zu verbessern. Die Automatisierung von Routineaufgaben, als auch von kreativen Arbeiten in sämtlichen Unternehmensbereichen, unterstreichen die erfolgsversprechenden Potenziale dieser Technologien.

Zahlreiche internationale Unternehmen investieren deshalb zusehends in die Forschung und Entwicklung von KI-Technologien. Sie spezialisieren sich dabei auf die Entwicklung von ML-Software und Plattformen, bieten Cloud-basierte Machine-Learning-as-a-Service Lösungen an und entwickeln ML-angereicherte Produkte und Dienstleistungen für fast alle Branchen (vgl. Böttcher et al. 2017). Die globalen Vorreiter auf dem heutigen KI-Markt sind Hochtechnologieunternehmen aus den USA (z. B. *Amazon, Facebook, Google, IBM, Intel, Microsoft, NVIDIA, Tesla*) und China (z. B. *Baidu, Alibaba, Tencent*). Diese Akteure haben einen begünstigten Zugang zu massiven Mengen an Lerndaten und entsprechender Hardware, bauen Forschungsgruppen für Künstliche Intelligenz und Deep Learning auf und setzen für das Training von Algorithmen eigene Plattformen ein. Machine-Learning-as-a-Service (MLaaS) ist ein wachsendes Segment auf dem ML-Markt, das zurzeit von vielen großen internationalen Anbietern (*Amazon Web Services (AWS), Microsoft - Azure, Google - Cloud Platform, IBM - BlueMix*) vertreten wird. Über die Cloud-Plattformen bieten sie ihren Kunden die Möglichkeit an, bestehende Modelle für spezifische Problemstellungen anzupassen oder neue Modelle zu entwickeln. Durch umfangreiche Speicherdienste und Tools ermöglichen die über Application Programming Interface (API) verfügbaren Cloud-Plattformen Flexibilität beim Speichern und Verarbeiten exponentieller Datenmengen.

2.2 Untersuchungsrahmen

Definition KI und Untersuchungsrahmen

In diesem Beitrag wird ein Untersuchungsrahmen (Framework) herangezogen, um die Einflüsse von KI auf Unternehmen differenziert zu untersuchen. Dabei bestehen enge Zusammenhänge zwischen den zu untersuchenden Aspekten. Unternehmen entwickeln neue Dienstleistungsangebote, die sie auf den Markt bringen, weil sie neue Chancen/Opportunities erkennen. Um die **Dienstleistungen** zu vertreiben, benötigt das Unternehmen ein **Geschäftsmodell**. Das Geschäftsmodell muss allerdings nicht zwangsläufig neu sein, sondern kann ein bereits bestehendes Geschäftsmodell sein, das das Unternehmen als geeignet für die Kommerzialisierung des neuen Dienstleistungsangebots erachtet. Ein Geschäftsmodell ist wiederum kein physisches Artefakt, sondern die Logik des Geschäfts eines Unternehmens. Für die Umsetzung dieser Logik, braucht das Unternehmen eine **Organisation**. Diese besteht aus Menschen nebst Strukturen und Prozessen, welche Arbeitsteilung innerhalb der Organisation ermöglichen. Jede Organisation ist dabei auf **Wissen** angewiesen. Ohne Wissen ist das Unternehmen nicht in der Lage, seine Aufgaben durchzuführen. Im Zuge der Digitalisierung generieren Unternehmen immer größere Mengen an **Daten**. Daten stellen eine wichtige Basis dar, um Wissen im Unternehmenskontext zu generieren. Daten sind somit für KI-Anwendungen notwendig, da es ohne eine ausreichende Datenbasis nicht möglich ist, Algorithmen zu trainieren. Daten und Wissen interagieren demnach miteinander.

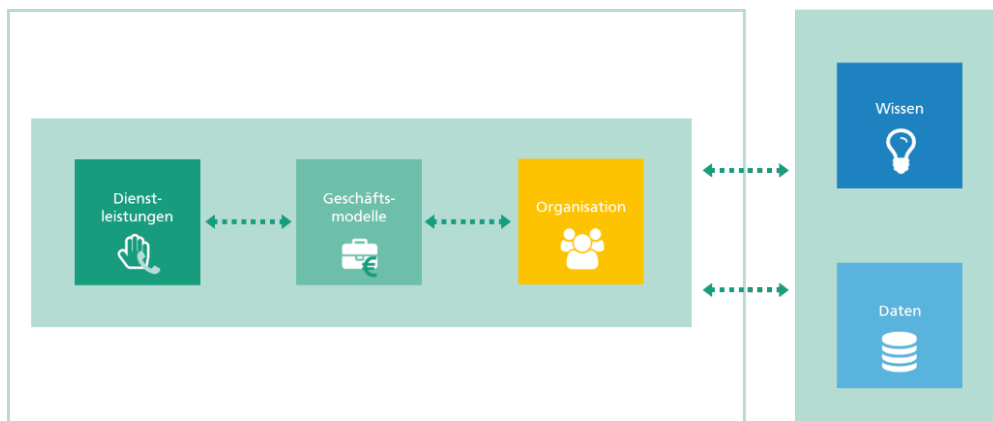


Abbildung 2: Einflüsse von KI-Technologien auf Unternehmen - Untersuchungsrahmen

3 Relevanz von KI im Unternehmenskontext

3.1 KI und Dienstleistungen

Zukünftig sehen Unternehmensvertreter laut einer Befragung von Sopra Steria (2017, S. 8) die größten Einsatzmöglichkeiten für KI in Dienstleistungsanwendungen. Dementsprechend planen 45 Prozent der befragten Unternehmen KI-Dienstleistungsanwendungen (n=203 Mehrfachbenennung). Allgemein bringt KI durchaus das Potenzial zum »Game Changer« für das Dienstleistungsangebot von Unternehmen mit. Stärker auf den Kunden ausgerichtete Dienstleistungen können dabei bis zu 60 Prozent des zukünftigen KI-Zuwachses in Deutschland ausmachen (vgl. PwC 2018, S. 4). Das KI-Potenzial für Dienstleistungen ist dabei keineswegs nur auf Deutschland beschränkt, weltweit bestehen Initiativen von Unternehmen, KI für Dienstleistungen zu nutzen. Allerdings ist das Potenzial von KI generell abhängig von länder-, branchen- und firmenspezifischen Gegebenheiten (vgl. McKinsey 2018, S. 2-54). Wir fokussieren uns hierbei auf firmenspezifische Motivationsfaktoren, die zur Adaption von KI für Dienstleistungsangebote führen und betrachten zusätzlich, welche Voraussetzungen dafür geschaffen werden müssen, um die Kundenakzeptanz zu gewähren.

Motivation für KI Dienstleistungen

McKinsey (2018, S. 2-20) hat festgestellt, dass interne Motivationsfaktoren für die Investition in KI maßgeblich auf zwei Säulen beruhen: Zum einen aus Effizienzgedanken heraus und zum anderen, um durch erweiterte Dienstleistungsangebote ihren jeweiligen Marktanteil erhöhen zu können. Eine Studie von Sopra Steria (2017, S. 49) zeigt ebenfalls, dass rund ein Drittel der Befragten (n=203, Mehrfachbenennung) durch KI-Systeme das Potenzial sehen, Kunden zielgenauer ansprechen zu können und dadurch Dienstleistungen besser auf Kundenanforderungen anpassen zu können (37 Prozent). Dabei wurde festgestellt, dass Unternehmen in KI nicht nur die Chance sehen, ihr Dienstleistungsangebot besser an die Kundenbedürfnisse auszurichten, sondern gleichzeitig Potenzial für ein erweitertes Dienstleistungsangebot sehen (17 Prozent). Neben internen Faktoren spielen insbesondere externe Faktoren, wie die Akzeptanz und das Vertrauen in KI, eine bedeutende Rolle für den Erfolg oder Misserfolg von KI-Dienstleistungsangeboten. Die Erfüllung von Transparenz- und Ethikvorgaben durch unabhängige Institute, sollten daher elementarer Bestandteil für die Nutzung von KI-Dienstleistungsangeboten sein (vgl. Kirschniak 2017, S. 1). In diesem Zusammenhang sollten die aufgelegten Programme der Europäischen Kommission (2018, S. 11-20) zu den Themenfeldern erklärbare wie vertrauensvolle KI besondere Beachtung finden. Dabei geht es im Kern darum, den Nutzern zu ermöglichen, das Vorgehen von KI-Systemen nachvollziehen zu können, um so die Basis für die nötige Akzeptanz für KI-Anwendungen zu schaffen.

Dienstleistungsanwendungsfelder

Allgemein bietet KI das Potenzial, bestehende Dienstleistungen zu unterstützen, neue Dienstleistungen zu etablieren und KI-as-a-service anzubieten. In diesem Teil fokussieren wir uns darauf, welche Möglichkeiten KI bietet, bestehende Unternehmensdienstleistungen zu unterstützen bzw. zu erweitern. KI-as-a-service Angebote unterstreichen, welchen Wert Daten für Unternehmen haben und wie diese für Unternehmen nutzbar gemacht werden können. Dabei ist es wichtig zu beachten, dass die meisten Unternehmen KI-as-a-service von externen Anbietern in Anspruch

nehmen, um KI für die Unterstützung oder die Erweiterung ihres eigenen Dienstleistungsangebotes zu nutzen. In der Regel können alle KI-Anwendungen in nicht-lernfähige oder lernfähige Systeme unterteilt werden, die auf menschliche Interaktion angewiesen sind oder autark für ein Dienstleistungsangebot genutzt werden können (vgl. PwC 2018, S. 6). Ein prominentes Beispiel, wie KI dazu beitragen kann aktuelle Dienstleistungen von Unternehmen zu unterstützen bzw. zu erweitern, sind Chatbots.

Ein KI-unterstützter Chatbot kann Unternehmen branchenunabhängig dabei helfen, ein kundenorientiertes Dienstleistungsangebot zu geringen Kosten, rund um die Uhr zur Verfügung zu stellen. Allerdings gilt auch hier Transparenz zu schaffen und KI-Dienstleistungsangebote kontinuierlich zu kontrollieren. Andernfalls können reputationsschädigende Implikationen entstehen, wie im Fall von Microsofts Chatbot »Tay«, der durch das Lernen von Usern ein übersteigertes rechtes Meinungsbild entwickelt und entsprechend nach Außen kommuniziert hat (vgl. Gentsch, 2018, S. 148). Das Monitoring von Chatbots ist daher essentiell, auch in Situationen, in denen der Chatbot mit der Außenwelt nicht kommuniziert. Für diese Fälle ist es entscheidend, organisatorisch mit menschlichen Ansprechpartnern vorzusorgen und im Anschluss den Grundstock an Service-Wissen zu erweitern. Auf diese Weise kann es langfristig möglich sein, das Risiko zu verringern, Kunden durch nichtzufriedenstellende Antworten zu verstimmen oder gar von der Inanspruchnahme der Leistung abzubringen (vgl. Gentsch, 2018, S. 130-134).

Selbst einfachere KI-Anwendungen können dazu beitragen, bestehende Dienstleistungen durch Automatisierung zu unterstützen. Beispielweise können KI-Algorithmen dabei helfen, den Bestellprozess zu vereinfachen und aufgrund von historischen Werten die optimalen Bestellmengen und Zeiten für diverse Einkaufspositionen zu ermitteln, wie es beispielsweise für Betreibermodelle üblich ist. KI bietet damit die Chance, mit verhältnismäßig geringem Aufwand, weitere Dienstleistungsangebote zu etablieren, was insbesondere für KMUs eine große Erleichterung darstellen kann, für die der nötige Ressourceneinsatz bzgl. eines erweiterten Dienstleistungsangebotes oft eine erhebliche Hürde darstellt (vgl. Demary et al. 2016, S. 35-40). Nicht unerheblich sind allerdings die initialen Kosten für Unternehmen, um die Voraussetzungen für die Automatisierung und damit Digitalisierung von Prozessen zu schaffen. Die Komplexität des digitalen Wandels und die damit einhergehende Unsicherheit bezüglich der Erfolgsaussichten, stellen insbesondere für KMUs ein Problem bei der Implementation von KI-Anwendungen dar (ibidem). Daher ist es interessant zu erforschen, in welcher Form KI-Anwendungen die heutige Dienstleistungswelt verändern werden und welchen Einfluss diese Entwicklung auf die heutigen Geschäftsmodelle haben wird.

3.2

KI und Geschäftsmodelle

3.2.1 Geschäftsmodell

Die Geschäftsmodellforschung ist relativ jung und nimmt seit den 1990er Jahren stetig zu. Sowohl Wissenschaftler, als auch Praktiker stellen das Geschäftsmodell zunehmend in den Fokus ihrer Arbeit (vgl. Osterwalder et al. 2005). In der aktuellen Geschäftsmodellliteratur hat sich noch keine einheitliche Definition des Begriffes durchgesetzt. Einige Autoren definieren das Geschäftsmodell eher intuitiv als »statement how a firm will make money and sustain its profit stream over time« (Stewart und Zhao 2000, S. 290). Nach Abdelkafi (2012) und Abdelkafi et al. (2013) bezieht sich das Geschäftsmodell, im weiteren Sinn, auf die Art und Weise, wie Unternehmen Geld verdienen. Im engeren Sinn beschreibt ein Geschäftsmodell die Mechanismen, wie ein Unternehmen ein Wertversprechen bzw. ein Leistungsangebot kommuniziert, erzeugt und liefert, um schließlich daraus einen Ertrag zu generieren.

Das Geschäftsmodell erweist sich als ein hervorragendes Konzept, um die Essenz der Wertgenerierung eines Unternehmens darzustellen. Spieth et al. (2014) klassifizieren die Geschäftsmodellliteratur –und damit die wesentlichen Funktionen eines Geschäftsmodells in der Praxis– in drei Kategorien: (1) Explaining the business; (2) Running the business; (3) Developing the business. Ein Geschäftsmodell erklärt, wie Unternehmen funktionieren und wie sie Gewinne erzielen. Ein Geschäftsmodell ermöglicht es auch, zu analysieren, wie Unternehmen ihre Strategien in ein operatives Geschäft überführen, da das Geschäftsmodell als Bindeglied zwischen Strategie und Tagesgeschäft zu sehen ist. Die dritte Kategorie nimmt eher eine strategische Ebene ein und stellt heraus, in welcher Art und Weise Geschäftsmodelle entwickelt bzw. innoviert werden, sodass ein Wettbewerbsvorteil entsteht (vgl. Spieth et al. 2014).

3.2.2 Auswirkungen von KI auf die Geschäftsmodelle

Viele neue und etablierte Unternehmen nutzen künstliche Intelligenz, um das Wertversprechen, die Wertschöpfung, die Wertbereitstellung und den Ertragsmechanismus zu unterstützen. Da Künstliche Intelligenz eine Teilmenge von digitalen Technologien ist, sind ihre ökonomischen Effekte den Effekten der Digitalisierung ähnlich. Laut Agrawal et al. (2018) ist der wesentliche wirtschaftliche Vorteil von KI auf den Rückgang der Prädiktionskosten (Prediction Costs) zurückzuführen. Daraus können Netzwerkeffekte, Skaleneffekte oder Eintrittsbarrieren entstehen, die häufig zu Situationen führen, in denen der Gewinner alles gewinnt (Winner-takes-all) (vgl. Stähler 2002). Unternehmen, die in der Lage sind, Algorithmen zu trainieren, haben einen wesentlichen Vorteil gegenüber potenziellen Wettbewerbern.

Eine Geschäftsmodellinnovation bezeichnet eine neue Art und Weise, wie Unternehmen ihr eigenes Geschäft betreiben und dadurch Geld verdienen. Inkrementelle Veränderungen des Geschäftsmodells liegen vor, wenn die Geschäftsprozesse des Unternehmens mittels KI automatisiert werden. Die grundsätzliche Logik des Geschäftsmodells wird dabei nicht verändert. Allerdings können Geschäftsmodellinnovationen zu einer neuen Geschäftslogik führen, die bisher vom Unternehmen in der Form noch nie implementiert wurde. Abdelkafi und Radic (2018) unterscheiden im Kontext der Digitalisierung vier Kategorien von Geschäftsmodellinnovationen: (1) marginale Veränderung des Geschäftsmodells durch Prozessoptimierung, (2) wesentliche Veränderung des Geschäftsmodells durch die Anwendung neuer Technologien wie Industrie 4.0-Technologien oder KI, (3) Erweiterung des Geschäftsmodells durch komplementäre Dienstleistungen und (4) Evolution zu einem komplett neuen digitalen Geschäftsmodell. Die Entwicklung ist eher inkrementell. Während (1) und (2) eine Verbesserung des aktuellen Geschäftsmodells durch die Anwendung digitaler Technologien darstellen, führen (3) und (4) zu einer für das Unternehmen neuen Geschäftslogik. Beispielsweise könnte ein Maschinenhersteller sein eigenes Geschäftsmodell mit einer Predictive Maintenance-Dienstleistung erweitern, um den Kunden eine hundertprozentige Verfügbarkeit der vom Hersteller produzierten Maschinen sicherzustellen. Dies könnte aufgrund der hohen Verfügbarkeit der Maschinen mit einer Veränderung der Profitformel zu einem Pay-as-you-go-Modell einhergehen, bei dem der Hersteller die Maschinen nicht verkauft, sondern je nach Nutzungsintensität der Maschine Geld verdient. Die Evolution zum digitalen Geschäftsmodell erfolgt allerdings, wenn der Maschinenhersteller Predictive Maintenance (vorausschauende Wartung) als eigenständiges Geschäftsmodell anbietet, indem er die Dienstleistung nicht nur für die eigenen Produkte, sondern zusätzlich für die Maschinen anderer Hersteller zur Verfügung stellt.

KI ist allerdings nicht für alle Geschäftsprozesse des Unternehmens geeignet. Agrawal et al. (2018) empfehlen, dass Unternehmen ihre Geschäftsprozesse analysieren, indem sie

die Abfolge von Aktivitäten in jedem Prozess darstellen und schließlich einschätzen, inwieweit, die Unterstützung einer Aufgabe durch KI-Technologien Einfluss auf den ROI hat. Unternehmen können somit die KI-Anwendungen identifizieren, die für das Unternehmen am erfolgversprechendsten sind.

3.2.3 Praxisbeispiele

Es gibt viele Beispiele zu Geschäftsmodellinnovationen durch den Einsatz von KI. Beispielsweise hat Paypal die Fraud Detection mit Hilfe von KI automatisiert. KI ist in diesem Fall in der Lage, Transaktionen zu erkennen, in denen ein Missbrauch zu vermuten ist. Ziel ist es, einen besseren Schutz für die PayPal-Nutzer zu gewährleisten. Durch die Analyse diverser Parameter ist es möglich, verdächtigen von unverdächtigem Zahlungsverkehr zu unterscheiden. Wenn der Algorithmus beispielsweise einen Nutzer erkennt, der innerhalb einer Woche fünf Einkäufe aus fünf unterschiedlichen Ländern getätigt hat, dann wäre es angebracht, diesen Fall als verdächtig zu kategorisieren. Ist dem Algorithmus allerdings bekannt, dass der Nutzer als Pilot bei einer Fluggesellschaft tätig ist, dann wird der Fall nicht mehr als verdächtig bewertet und die Durchführung der Transaktionen wird zugelassen.

In der Versicherungsbranche konnte die Allianz durch die Allianz-Schaden-Express-App den Prozess der Bewertung von Kfz-Schäden erheblich beschleunigen. Der Kfz-Fahrer kann ein Foto vom Fahrzeugschaden erstellen und an die Allianz schicken. Ein Algorithmus vergleicht den vorliegenden Schaden mit vergangenen Schäden, die bereits in einer zentralen Datenbank abgespeichert sind. Auf Basis der Vergangenheitsdaten kann der Algorithmus die Entschädigungssumme in Echtzeit einschätzen. Diese wird dann umgehend an den Fahrer übermittelt. Ist der Fahrer mit der Summe einverstanden, bekommt er sein Geld überwiesen. Somit wird die Ermittlung von Schadenersatzsummen im Versicherungsgeschäft mittels KI erheblich automatisiert.

Im Gesundheitsbereich entstehen zum aktuellen Zeitpunkt viele neue Geschäftsmodelle, um Patienten individuell zu behandeln. Beispielsweise ist es möglich durch Predictive Analytics die Wirkung von Medikamenten auf Patienten besser vorherzusagen. Auf Basis von Datenanalysen von Patientenprofilen kann KI das Medikament mit dem Wirkstoff auswählen, der für einen bestimmten Patienten geeignet ist und die beste Heilung verspricht. Dieser Einsatz von KI im Health-Care-Bereich wird zu völlig neuen Möglichkeiten und neuen Geschäftsmodellen führen.

3.3 KI innerhalb von Organisationen

Die vielseitigen Möglichkeiten, die der Einsatz Künstlicher Intelligenz eröffnet, führen zu Implikationen innerhalb Organisationen sowie deren strukturellen Aufbau und Abläufen. In Anlehnung an Becker wird unter dem Begriff Organisation eine »Institution verstanden, in der eine abgegrenzte Gruppe von Personen (Organisationsmitglieder) ein auf Dauer angelegtes Regelsystem planvoll schaffen, um gemeinsam Ziele zu verfolgen«, unter Berücksichtigung der Organisationsstruktur (Aufbauorganisation) und der Strukturierung der zur Aufgabenerfüllung erforderlichen Prozesse (Ablauforganisation) (vgl. Becker 2013, S. 720f.).

Der Einsatz Künstlicher Intelligenz zeigt in diesem Zusammenhang bereits ersten Einfluss auf die Hierarchie- und Entscheidungsstrukturen einer Organisation. Zum einen können Prozesse der strategischen Entscheidungsfindung durch KI-getriebene Technologien unterstützt werden, mit dem Ziel bessere Entscheidungen zu ermöglichen. Konkret ist damit die Möglichkeit zur Auswertung großer Datenmengen unter Einsatz intelligenter Algorithmen gemeint und die damit verbundene Berücksichtigung zahlreicher,

komplexer Datenpunkte, die zur Ableitung strategischer Entscheidungen herangezogen werden können. Zu nennen sind an dieser Stelle die Erstellung von Umsatzprognosen und Reportings aus der Verknüpfung aller zur Verfügung stehenden Faktoren, die Ermittlung umfassender Trends und Beeinflussung von Kunden- und Mitarbeiterpräferenzen bspw. durch Reinforcement Learning, bis hin zur Implementierung intelligenter Entscheidungsunterstützungssysteme, die zur strategischen Entscheidungsfindung herangezogen werden können (vgl. Gentsch 2018, S. 47f.). Demnach liegen die Interpretation und der Transfer der verdichteten Ergebnisse auf neue Problemstellungen in der Verantwortung der Entscheiderinnen und Entscheider einer Organisation, während KI-Technologien die Erhebung, Aufbereitung und analytische Verdichtung der Daten übernehmen (vgl. Gentsch 2018, S. 3).

Andererseits ist, getrieben durch Entwicklungen in der KI, ein höherer Reifegrad von Organisationen mit Tendenz zum »Automated-Enterprise« bzw. »Algorithmic-Business«, wie Gentsch es bezeichnet, zu beobachten, in denen Daten durch Einsatz intelligenter Algorithmen und KI-Technologien nicht nur ausgewertet und analysiert werden, sondern basierend auf den Analyseergebnissen eigenständig Handlungen abgeleitet und so sukzessiv die Koordination und Steuerung von Organisationen und interorganisationaler Prozesse durch KI übernommen wird (vgl. Gentsch 2018, S. 14). Entscheidungen werden in diesem Fall nicht nur unterstützt, sondern (teils) eigenständig durch KI-Technologien getroffen und operativ in die Wege geleitet. Als Beispiel seien an dieser Stelle DAOs (Decentralized Autonomous Organizations) genannt, bei denen es sich um dezentrale, autonom agierende Organisationen auf virtueller Ebene handelt, die keinen hierarchischen Strukturen unterliegen und nahezu vollständig über in Programmcode gegossene Algorithmen gesteuert werden. Eine bekannte DAO ist die Ethereum-DAO (vgl. Reijers et al. 2016, S. 146). Die zugrundeliegenden Regeln und Logiken zur Steuerung der Organisation werden in sogenannten Smart-Contracts hinterlegt, die zum derzeitigen Zeitpunkt über Blockchainstrukturen zugänglich gemacht und über diese automatisch ausgeführt werden (vgl. Marsal-Llacuna und Oliver-Riera 2017, S. 6; Aste et al. 2017, S. 21; Gentsch 2018, S. 52).

Wie aus dem Reifegrad von Organisationen als »Automated-Enterprise« und den Ausführungen zur DAO hervorgeht, lassen sich Prozesse zunehmend durch Einsatz von KI-Lernverfahren automatisieren und optimieren (vgl. Lakemeyer 2017, S. 4).

So können Mitarbeiter einer Organisation in ihren Aufgaben und den daraus resultierenden Arbeitsschritten durch KI-Technologien, wie digitale Assistenzsysteme und Service-Bots, unterstützt werden, indem letztere u. a. selbstständig Termine und Meetings koordinieren, Protokolle anfertigen, Reisekostenabrechnungen übernehmen, über Kreditvergabe und Anträge entscheiden oder die Mitarbeitenden, im Sinne der Aufgabenunterstützung, virtuell durch einzelne Arbeitsschritte führen (vgl. Oppermann 2018, S. 5; Lakemeyer 2017, S. 4; Gentsch 2018, S. 61f.). Beispielsweise werden Chatbots, wie bereits in Kapitel 3.1 angedeutet, als selbstständig laufende Kommunikations-Programme zur Unterstützung und effizienten Gestaltung des Kundenservices eingesetzt, um einfache Kundenanfragen zu bearbeiten (vgl. Kusber 2017, S. 232f.). So konnte die Support-Leistung der Fluggesellschaft KLM durch den Einsatz von Chatbots für standardisierte Anfragen, wie dem Versand von Buchungsbestätigungen, Reiseübersichten und Erinnerungen, verbessert werden, da Anfragen schnell und automatisch, ohne Eingreifen eines Mitarbeiters, bearbeitet werden konnten (vgl. Kusber 2017, S. 239).

Darüber hinaus können, wie schon in Kapitel 3.2 aufgezeigt, die durch die Organisationsmitglieder ausgeführten Prozessabläufe, nicht nur unterstützt, sondern zum Teil vollständig automatisch durch KI durchgeführt werden. Durch den Einsatz von Bots und die Inanspruchnahme von Cognitive Services (z. B. intelligente Sprach- und Bilderkennung), können KI-Technologien mittlerweile eigenständig Content, wie kurze Berichte und Artikel, erstellen, einfache Konversationen führen und sogar ganze Webseiten aufsetzen, sodass die damit verbundenen Tätigkeiten vollständig an KI ausgelagert werden. Der digitale Kollege ist damit, gerade in Kombination mit Technologien aus dem Bereich Robotik, nicht länger ein utopisches Zukunftsszenario

(vgl. Gentsch 2018, S. 44ff.). So können im Rahmen von Produktionsprozessen ganze Produkte, Maschinen, Lagersysteme und Betriebsmittel miteinander vernetzt werden, in Echtzeit Informationen austauschen, Aktionen auslösen und intelligent gesteuert werden (vgl. Spath 2018, S. 510). Amazon stützt seine Prozessabläufe im Bereich der Lagerlogistik und Distribution bereits jetzt zunehmend auf KI-Technologien. Demnach berechnen Algorithmen des Bestell- und Lagersystems die optimale Verteilung und Kommissionierung der Ware, basierend auf den Lauf- und Fahrwegen der Mitarbeiter und Lagerroboter sowie der Nachfragedaten der Kunden nach bestimmten Produkten. Lagerroboter übernehmen Transporttätigkeiten, Aufgaben der Verpackung und Etikettierung. Eine Software ermittelt zudem aus Erfahrungsdaten die optimale Verpackungsgröße, sodass sich Material sparen lässt (vgl. Gentsch 2018, S. 56f.). Die Mitglieder einer Organisation können auf diese Weise von anstrengenden Tätigkeiten entlastet werden und ihre Aufgaben ggf. flexibler gestalten. Der Einsatz von KI in Organisationen bietet daher enorme Potenziale, aber auch Herausforderungen, die es gleichermaßen bei der Organisationsgestaltung zu berücksichtigen gilt.

3.4 KI und Wissen

Die zentralen Ziele des Wissensmanagements bestehen darin, die Ressource Wissen zu erfassen, nachhaltig zu nutzen und systematisch weiterzuentwickeln. Damit sollen die Wettbewerbsziele der Unternehmen erreicht und ihre Reaktions- und Lernfähigkeit erhöht werden (vgl. Reinmann-Rothmeier 2001; Davenport und Prusak 1998). Das zu verwaltende Wissen umfasst sowohl explizites, dokumentiertes Sachwissen, als auch implizites, subjektives Handlungswissen. Die Weitergabe von Expertenwissen, das oft als implizites Wissen vorliegt, stellt eine besondere Herausforderung für den Wissenstransfer dar (vgl. Nonaka und Takeuchi 1995). Es kann sowohl auf der intra- als auch auf der interorganisatorischen Ebene stattfinden und umfasst, neben den Mikropraktiken der Wissensweitergabe, auch komplexe, strategisch relevante Prozesse (vgl. Loebbecke et al. 2016). Das Modell von North und Maier (2018) verdeutlicht den strukturellen Zusammenhang zwischen den unterschiedlichen Wissensselementen von Symbol über Daten, Informationen, Wissen und Kompetenz bis hin zu der (digitalen) Wertschöpfung. Es wird dabei zwischen hauptsächlich operativen und dynamischen Wissensmanagement unterschieden. Im operativen Wissensmanagement soll die optimale Nutzung von Wissen im aktuellen Geschäft sichergestellt werden, strategisches Wissensmanagement ist dagegen zukunftsgerichtet und befasst sich mit der Entwicklung von handlungsrelevantem Wissen und der Herstellung von optimalen Lernbedingungen in einer Organisation.

Die Entwicklung von KI-gestützten Instrumenten für das Wissensmanagement geht in der Informatik auf den Anfang der 2000er Jahre zurück (vgl. Birzniece 2011). Die Probleme von Daten- und Informationsmanagement wurden in vielen Forschungsbereichen adressiert, sowohl in der Informatik als auch an der Schnittstelle zu anderen Disziplinen wie Psychologie, Sprach- und Kognitionswissenschaften. Zur Erhebung und Modellierung von Wissen und Nachbildung menschlicher Vorgehensweisen beim Problemlösen, haben sich Methoden wie Wissensgraphen, tiefes Lernen und selbstlernende neuronale Netzwerke bewährt. Sie bieten beispielsweise Lösungen im Bereich semantischer Analysen, Data- und Textmining, Verarbeitung natürlicher Sprache (NLP), Mustererkennung und User Profiling. Durch die aktuellen Entwicklungen in Deep Learning, Big-Data-Technologien und Hardware (z. B. Neuromorphe Chips) sowie fortschreitende Digitalisierung und Vernetzung in der Wirtschaft eröffnen sich neue Perspektiven für praktische Anwendungen. Gebündelt in umfassende wissensbasierte Systeme, intelligente Softwareagenten und Kooperationsplattformen, bieten KI-Technologien Unterstützung bei der Handhabung von unterschiedlichen Formen von Wissen.

Während sich die herkömmlichen Wissensmanagement-Tools und -Prozesse sehr gut zur Kodifizierung expliziter Wissensartefakte eignen, können sie auf das inhärente,

unstrukturierte Handlungswissen nicht zugreifen. Mithilfe von KI-Systemen kann, den Versprechen einiger Unternehmen zufolge (vgl. Deloitte Touche Tohmatsu India LLP. 2018) auch implizites Wissen erfasst und für den Wissenstransfer bereitgestellt werden. KI-Tools wie Computer Vision, Erkennung- und Verarbeitung natürlicher Sprache und Textverarbeitung sind hier erfolgsversprechend. Die entsprechenden Dienste begleiten, wie bereits in Kapitel 3.3 aufgegriffen, die Mitarbeitende bei der Ausführung von täglichen Aufgaben und durchsuchen unstrukturierte Datenquellen wie bspw. E-Mails, Community-Portale oder soziale Plattformen für Unternehmensnetzwerke, um Muster zu erkennen und eine Wissenskarte des Expertenwissens zu erstellen (vgl. Deloitte Touche Tohmatsu India LLP. 2018).

Ein klassischer Anwendungsbereich für KI im Wissensmanagement ist die Optimierung und Automatisierung wiederkehrender bzw. häufig auftretender Wissensaufgaben, die standardisiert abgewickelt werden können. Kognitive Assistenzsysteme zur strategischen Entscheidungsunterstützung können Experten und Entscheidungsträger durch die Automatisierung von Routineaufgaben im Datenmanagement und Fachdatenextraktion, Berichterstellung oder Planung entlasten. Die Erfassung, Analyse und Integration von Informationen aus dem Unternehmensumfeld soll die Innovationsfähigkeit der Unternehmen fördern. Erste Softwarelösungen im Bereich Innovation Intelligence werden mithilfe von KI in kommerziellen Produkten bereits umgesetzt. Das Kernangebot des Berliner Unternehmens Mapegy besteht beispielsweise in einer Suchmaschine, die Informationen und Fakten aus verschiedenen offenen Quellen wie den Publikations- und Patentdatenbanken, von Nachrichtenportalen, Unternehmen, Blogs oder auch sozialen Medien in über 25 Sprachen erfasst und systematisch aufbereitet. Der USP liegt nach eigenen Angaben darin, als einzige Suchmaschine einen »360°-View« über aktuelle Trends geben zu können. Aktuelles innovationsrelevantes und mehrdimensionales Wissen wird für Unternehmensberater, Innovations-Scouts, Manager oder Geschäftsanalysten intuitiv und visuell aufbereitet und bietet zeit- und ressourcensparende Unterstützung bei der strategischen Entscheidungsfindung. Ergänzende Lösungen stellen Unternehmen gut aufbereitete branchenrelevante Informationen über das Markt- und Technologieumfeld entweder auf Abruf (on-demand) oder automatisiert zur Verfügung.

Zur Unterstützung des Kooperationsmanagements kommen KI-basierte Groupware-Anwendungen und -Plattformen zum Einsatz. Intelligente Dienste ermöglichen eine verbesserte Kommunikation zwischen den räumlich und zeitlich getrennten Partnern (synchrone und asynchrone Kommunikation), indem sie deren Vernetzung gezielt befördern. Selbstlernende Algorithmen werden hier angewandt, um Expertenwissen zu erfassen und die Informationen leicht zugänglich und die Wissensbasis auf dem neuesten Stand zu halten. Tools wie Mapegy oder Ask Sherlock von Accenture Plc können in größeren Unternehmen den Zeitaufwand für die Suche nach der passenden Expertise signifikant reduzieren, indem sie Expertenfragen inhaltlich analysieren, mit der automatisch angelernten Expertendatenbank abgleichen und an einen vom Algorithmus als geeignet identifizierten Experten weiterleiten. Weiterhin sollen die Mitarbeitenden motiviert werden, nicht nur über die Plattform Expertiseanfragen auszutauschen, sondern auch ihr Wissen und ihre Erfahrungen zu teilen. So kann Expertenwissen auch dann erhalten werden, wenn einzelne Personen temporär unerreichbar sind oder das Unternehmen verlassen.

3.5 KI und Daten

Die Relevanz von KI für Unternehmen, verschiedene Anwendungsfelder und Veränderungen in den einzelnen Bereichen der Organisationen wurden in den vorangegangenen Abschnitten herausgearbeitet und beschrieben. KI-Anwendungen basieren auf Algorithmen. Algorithmen wiederum benötigen Daten, um für ihre Aufgabe mit Beispielwissen ausgestattet und trainiert zu werden. Bei diesem Training werden Muster erkannt und daran ein Model entwickelt, dass die »Welt« dieser Daten gut beschreibt. Anschließend können damit die Eigenschaften von Daten für die Beantwortung einer spezifischen Fragestellung genutzt werden. Daten sind also Rohstoffe für Algorithmen. Sie sind Gegenstand für die Entwicklung, Weiterentwicklung und Funktion von Algorithmen. Um diese Aufgabe optimal erfüllen zu können, müssen einige Vorüberlegungen, wie z. B. die passende Zusammenstellung und Auswahl des Datensatzes für das Training (siehe 3.5.1), gegeben sein. Eine wichtige Grundlage für die Entscheidung, welche Aspekte bei der Datenauswahl erfüllt sein müssen, stellen die Lernverfahren dar. Darin liegt eine zentrale Unterscheidung von Algorithmen, ihrer Funktionsweise und Art der Antworten, die sie liefern, begründet. Zwei zentrale maschinelle Lernverfahren bilden das überwachte und das nicht überwachte Lernen (vgl. Hastie et al. 2009).

Bei überwachten Lernvorgängen gibt es eine konkrete Aufgabe, die der Algorithmus erlernen soll. Dabei soll eine Assoziation zwischen Daten und einem darauf basierenden Zustand erlernt werden. So kann beispielsweise der Inhalt einer E-Mail mit dem Zustand Spam or Ham assoziiert werden, d. h. auf Basis bestimmter Merkmale der E-Mail, als erwünscht oder unerwünscht klassifiziert werden. Die Kongruenz zwischen vorherzusagendem Zustand muss über sogenannte Trainingsdaten antrainiert werden. Dafür werden Beispieldaten verwendet, die alle Varianten dieses Zusammenhangs möglichst gut beschreiben. Die Trainingsdaten enthalten die gewünschte Information, die der Algorithmus nach dem Training an neue Daten auch vergeben können soll. Hier spricht man von »gelabelten« Daten. Bei überwachtem Lernen besteht die Grundannahme, dass es einen zu erlernenden Zusammenhang gibt. Nehmen wir also an, dass es einen Zusammenhang zwischen der Temperatur und der Qualität in einem Produktionssystem gibt, könnte die Temperatur als Ausgangspunkt verwendet werden, um die Qualität vorherzusagen. Ist dieser Zusammenhang nicht nachweisbar, so ist die Vorhersage wertlos und damit auch die Ergebnisse, die ein dahingehend trainierter Algorithmus liefert.

Sollen Muster und Gemeinsamkeiten bzw. bedeutungstragende Strukturen neu gefunden werden, so spricht man von nicht überwachtem Lernen. Dabei werden Daten verwendet, die nicht vorstrukturiert oder logisch gegliedert sind. Die Trainingsdaten liefern die Basis, um bestehende Muster und Regeln zu ermitteln und aufzuzeigen, die bis dato noch nicht bekannt sind. Nicht überwachtes Lernen wird beispielsweise genutzt, um verschiedene Segmente zu finden, in die Kunden oder Produkte eingeteilt werden können. In nicht überwachten Verfahren sind die Ergebnisse immer abhängig von der Art der Eigenschaften, die für die Musteranalyse gewählt wird. Soll nun eine Einteilung für die vier Lebensmittel - Eier, Käse, Milch und Fleisch – gefunden werden, könnten verschiedene Gruppierungen als Ergebnis entstehen. Ein Algorithmus könnte als zugrundeliegende Unterteilung der Produkte beispielsweise die Eigenschaft Milchprodukt (ja oder nein) oder aber die Eigenschaft vegetarisch nutzen. Beide Einteilungen sind valide, die Aussage aber gänzlich verschieden.

3.5.1 Merkmale von Daten

Die Verfügbarkeit hochwertiger Trainingsdaten hängt von vielen Faktoren ab. Die vermehrte Verwendung von Maschinen und Geräten, die mit Sensorik ausgestattet sind, sorgt für eine stetig wachsende Menge an kontinuierlich erzeugten Daten bei

Unternehmen. Werden diese aufbereitet, gepflegt und kuratiert, können sie für Trainingszwecke genutzt werden.

Der Datenlebenszyklus beschreibt dabei die einzelnen Schritte und notwendigen Handlungen unterteilt in sieben Phasen (siehe Justhy 2018).

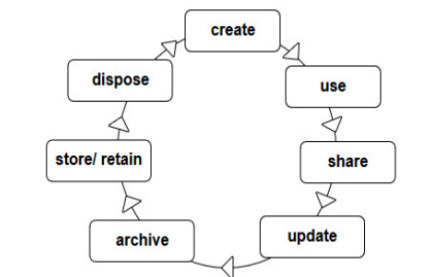


Abb. 1: Datenlebenszyklus (eigene Darstellung auf Basis von Justhy (2018))

Im Wesentlichen werden die Phasen in Erstellung (Create), Nutzung (Use), Freigabe (Share), Aktualisierung (Update), Archivierung (Archive), Datenhaltung (Store/Retain) und Beseitigung (Dispose) unterschieden. Diese einzelnen Bestandteile des Datenlebenszyklus können variieren und werden je nach Anforderung des Anwendungsbereichs und Verwendungszwecks näher spezifiziert und angepasst (vgl. Little et al. 2007).

Die Wahl der richtigen Daten (Create), einer geeigneten Datenmenge und die daraus verwendeten Eigenschaften erfordern nicht nur ein Kenntnis der Algorithmik – der Wissenschaft der Algorithmen. Das Themenfeld der Problematik muss ebenfalls gut bekannt sein, um die Datenauswahl korrekt treffen zu können. Alle Ausprägungen der Thematik müssen enthalten sein und entsprechend verteilt sein, da sonst die oben angesprochene Verschiebung (Bias) des Problemlösungsraumes entsteht. Die Anwendung zur automatisierten Bearbeitung von Bewerbungen von Amazon lernte beispielsweise aus der zugrundeliegenden Datenbasis nach dem Geschlecht zu filtern (vgl. Dastin 2018). Frauen wurden dementsprechend benachteiligt. Als Datenbasis wurden vergangene Bewerbungsverfahren verwendet, bei denen sich hauptsächlich Männer beworben hatten und eingestellt wurden. Dieses Beispiel zeigt, dass die Vorverarbeitung der Daten (Create) eine wesentliche Rolle dabei spielt, ein unverzerrtes Trainingsergebnis zu erhalten.

Bei der Nutzung von Trainingsdaten (Use) ist die Qualität und Konsistenz entscheidend für die zukünftige Funktionsweise eines Algorithmus. So bestimmt die Zusammenstellung und Art der Trainingsdaten die Qualität der Aussage, die ein daran trainierter Algorithmus potentiell aus einer neuen Datenmenge ziehen kann. Ein Beispiel, welchen Einfluss Trainingsdaten haben können, zeigte der Chatbot Tay von Microsoft (vgl. Neff und Naggy 2016). Dieser wurde, wie bereits in Kapitel 3.1 beschrieben, anhand von Twiternachrichten trainiert und lernte rassistische und sexistische Kommentare (für weiterführende Analyse von nicht intendierte KI-Verhaltensweisen siehe Yampolskiy und Spellchecker 2016). In diesem Fall entspricht die Menge der Daten, die eine Eigenschaft repräsentieren, nicht der tatsächlichen Verteilung des Phänomens, das beschrieben werden soll. Für die Auswahl der relevanten Ausprägungen der Daten, benötigt es ein konkretes Problemverständnis, dass sich meist aus domänenspezifischem Experten- bzw. Prozesswissen speist.

Um die Validität der Ergebnisse des Trainings zu erhalten, müssen die Daten die aktuelle Realität abbilden. Daraus ergibt sich zudem die Notwendigkeit die Aktualität von Trainingsdaten immer wieder zu prüfen und gegebenenfalls anzupassen (Update). Eine Aktualisierung und Erweiterung der Trainingsdaten kann aufgrund veränderter Anforderungen, Umgebungsbedingungen oder veränderter Qualitätsansprüche erfolgen. Eine Änderung der Datenlage hat für darauf basierende Algorithmen Konsequenzen und beeinflusst dessen Funktionsweise. Um diese Auswirkungen systematisch zu dokumentieren, müssen Daten versioniert werden (Archive). Eine Versionierung der Datenbestände und Trainingssets ermöglicht die Nachverfolgung

und eine spätere Nachvollziehbarkeit der daran trainierten Algorithmen. Mit der Kuration der Daten werden neben qualitativen Ansprüchen, auch rechtlichen Anforderungen, wie z. B. die korrekte Anonymisierung, an die Datennutzung nachgegangen (Store/Retain). Mit Blick auf moralische Fragestellungen (wie beispielsweise Dilemmata beim »Autonomen Fahren« vgl. Bonnefon et al. 2016) wird deutlich, dass zukünftig Datenlebenszyklen nicht ausschließlich an der Anwendung und technischen Anforderungen ausgerichtet sein dürfen.

Im Datenlebenszyklus übernehmen nicht überwachte und überwachte Lernverfahren in zu verschiedenen Zeitpunkten wichtige Aufgaben. Die nicht überwachten Verfahren können sehr gut zur Exploration von Datenmengen eingesetzt werden, sodass Zusammenhänge erkannt und Hypothesen gebildet werden können. Im weiteren Verlauf können erkannte Zusammenhänge in Trainingsdaten für überwachte Lernverfahren genutzt werden. Denkbar ist auch, dass Entscheidungen, die aufgrund nicht überwachter Verfahren getroffen wurden, archiviert werden und so die Grundlage für zukünftige Trainingsdaten bilden können. Es gibt allerdings auch Bereiche, in denen es keine aussagekräftigen Trainingsdaten gibt, da hier fortlaufend neue Zusammenhänge entdeckt und interpretiert werden müssen. Dies ist beispielsweise bei der Marktbeobachtung und der qualitativen Datenauswertung der Fall. Sind die Zusammenhänge bereits bekannt und erprobt, wie z. B. die Ausgabe eines Status und zugehörige Sensordaten einer Produktionsmaschine, kann auf die Exploration der Daten mit nicht überwachten Verfahren verzichtet und direkt mit überwachten Verfahren gearbeitet werden.

3.5.2 Relevanz von Daten und Kenntnisse von Algorithmen für Unternehmen

Die Beschreibung der Funktionsweise der beiden Lernverfahren und die Merkmale und Eigenschaften von Trainingsdaten eröffnen die zentrale Frage der Eignung von den Daten zum entsprechenden Verarbeitungsverfahren und auf die konkrete Problemstellung. Es wird deutlich, dass bei der Anwendung von KI auf spezifische Fragestellungen sowohl ein tiefergehendes Verständnis für Algorithmen, als auch Expertenwissen im spezifischen Anwendungsbereich notwendig ist. Die Anwendung und die Situationen, in der KI-Algorithmen betrieben werden, sind dynamisch. Die Datengrundlage muss deshalb an die veränderlichen Situationen angepasst und beachtet werden. Ein gutes Datenmanagement und damit verbundene Managementwerkzeuge, wie Datenlebenszyklen, sind deshalb in den Unternehmen essentiell und bilden einen zentralen Baustein für den Einsatz von KI-Technologien und davon abhängigen Geschäftsmodellen.

4.1 KI und Dienstleistungen

Historisch betrachtet gab es bereits zahlreiche Innovationen, die einen nachhaltigen Einfluss auf das darstellbare Dienstleistungsangebot von Unternehmen gehabt haben. KI kann hierbei, ähnlich wie der erste Computer, keine Ausnahme darstellen (vgl. Stone et al. 2016, S. 1-40). Um einen kleinen Ausschnitt vom zukünftigen Potenzial von KI auf Dienstleistungen darzustellen, befassen wir uns an dieser Stelle mit drei Zukunftsthemen.

These 1: KI kann das Potenzial bieten, die digitale Front-End Kommunikation mit dem Kunden nachhaltig zu verändern.

Dabei kann KI die Front-End Kommunikation sowohl online, als auch physisch vor Ort, nachhaltig verändern. Wir befassen uns zunächst damit, welchen Einfluss KI mithilfe von digitalen Zugriffspunkten, wie Apps, auf die Kunden haben kann, welches es Kunden ermöglicht 24/7 ortsungebunden Dienstleistungen in Anspruch zu nehmen. Ein Weg hierfür sind digitale Assistenten, die neue Möglichkeiten der Kundeninteraktion und eine neue Form von personalisierter User-Experience bieten können. In Zeiten von Siri, Alexa, Cortana und Co., haben diese Systeme heutzutage nicht nur eine höhere Akzeptanz, sondern auch eine deutlich spürbare Lernkurve hinter sich (vgl. Stone et al. 2016, S.15-41). So könnten es digitale Assistenten, wie auch Chatbots, in Zukunft ermöglichen, das Dienstleistungsangebot von z. B. Vergleichsportalen zu erweitern, indem die Ferienplanung komplett von der Flugbuchung, Hotelreservierung, bis zur Auswahl des jeweiligen Tagesprogrammes in einem Gespräch stattfinden würde, ohne dabei selbst nach Alternativen und Preisen recherchieren zu müssen (vgl. Gentsch 2018, S. 83-114). Auf diese Weise kann KI neue Wege der Kundenkommunikation ermöglichen, die unter dem Schlagwort »Conversational Commerce« zusammengefasst werden können.

Aber auch die Front-End Kommunikation physisch vor Ort kann durch KI Anwendungen, die in Service-Robotern implementiert werden, nachhaltig verändert werden. Home- und Service-Roboter haben bereits heute ihren Weg in die Anwendung gefunden, selbst wenn dies primär über spezialisierte Roboter, wie den Staubsaugroboter, geschieht (vgl. Stone et al. 2016). Zukünftige Service-Roboter können Unternehmen die Möglichkeit bieten, ihr Dienstleistungsangebot zu unterstützen und den Aufenthalt des Kunden so angenehm wie möglich zu gestalten (z. B. durch Informationsroboter am Eingang). Stone et al. (2016, S. 15) betonen hierbei, dass in jüngster Vergangenheit, insbesondere die verbesserte Prozessortechnik, cloud-based Machine Learning, sinkende Kosten für 3D-Sensoren sowie eine verbesserte Spracherkennung, den Weg für den jüngsten Erfolg von Home/Service-Robotern gelegt haben. Allerdings sehen Sie in den technischen Möglichkeiten gleichzeitig auch den begrenzenden Faktor. Wir dagegen sehen an dieser Stelle großes Potenzial, da zahlreiche Forschungsprojekte, die den Einsatz von Robotern als Service-Roboter erforschen, genau hier ansetzen und u. a. versuchen auf diese Weise die Sprachinteraktion zu verbessern. Ein erfolgreiches Forschungsbeispiel hierfür stellt ASARob (Aufmerksamkeits-Sensitiver Assistenz-Roboter, (ASARob 2018) dar, an dem die Fraunhofer-Gesellschaft arbeitet). Dieser befindet sich in der Testphase und soll in Zukunft Menschen im Alltag intuitiv unterstützen. Dabei ist es unabdingbar, dass die Roboter gezielt und fehlerfrei mit den Menschen interagieren können. Ein essentieller Bestandteil ist hierbei deren Aufmerksamkeitserfassung und Lenkung, um ihre entsprechenden Dienstleistungsaufgaben zu erfüllen. Im Projekt ASARob wird untersucht, wie der Roboter über unterschiedliche Informationen (auditive, sprachliche, textile, räumliche und visuelle) Aufmerksamkeit erkennen und wie ASARob die Aufmerksamkeit über dieselben Modalitäten lenken kann. Dabei geht es im Kern darum, dass der Roboter selbstständig erkennen soll, wann ein potentieller Kunde beispielsweise

Hilfe benötigt und einer Interaktion offen gegenübersteht. Forschungsbeispiele wie diese legen hierbei den Grundstein für weitere Anwendungsfälle, die es ermöglichen, die Erkenntnisse der Aufmerksamkeitserfassung und Lenkung auch zur Integration in andere Plattformen, wie für digitale Assistenzen, zu ermöglichen.

These 2: Nicht nur digitale »Frontrunner« können einen nachhaltigen Einfluss durch KI auf das Dienstleistungsangebot und damit potentiell auf die reelle Umsatzerwartung verspüren.

Die weitreichenden Konsequenzen, die KI auf die Front-End-Kommunikation zum Kunden haben kann, zeigt auf, welches Potenzial KI für das gesamte Dienstleistungsangebot bieten kann. Voraussetzung dafür ist allerdings gleichzeitig der digitale Wandel von Unternehmen im Back-End Bereich. Wenn man den heutigen digitalen Reifegrad von Unternehmenssektoren betrachtet, erkennt man, dass einige Bereiche Aufholbedarf besitzen (vgl. McKinsey 2018, S. 38-40), gleichzeitig jedoch über ein riesiges Potenzial verfügen. Wir stimmen mit McKinsey (2018, S. 38-42) überein, dass kurz- und mittelfristig digitale »Frontrunner« zunächst vermehrt die Früchte des Erfolgs ernten können, die KI für Dienstleistungen bietet. Nichtsdestotrotz sehen wir auch für Unternehmen, die beispielsweise in Marktsegmenten mit traditionell langsamen Implementationsraten von Technologien operieren, in Zukunft Potenzial für ein veränderndes Dienstleistungsangebot und damit potentiell einen Einfluss auf die reelle Wirtschaftsleistung. Dies wird auch von PwC (2018, S. 14) bestätigt, welche im Gesundheitssektor-, Bildungswesen sowie dem öffentlichen Sektor den größten Einfluss von KI auf das BIP in Deutschland sehen. In diesen Sektoren, in die der Umgang mit sensiblen Daten zur »Tagesordnung« gehört, ist es unabdingbar einen erklärbaren wie vertrauensvollen Umgang mit Daten für die Nutzung von KI zu gewährleisten (Stone et al. 2016, S. 4-10/42-49). Auf diese Weise kann die Unterstützung von Patienten, Eltern sowie der Politik für die Implementation von KI-Anwendungen im Dienstleistungsbereich sichergestellt werden.

4.2 KI und Geschäftsmodelle

KI unterstützt die graduelle Verbesserung von Geschäftsprozessen durch die Automatisierung von bestimmten Aufgaben (vgl. Agrawal et al. 2018). KI kann auch dazu führen, dass Unternehmen ihre Geschäftsmodelle mit neuen Dienstleistungsangeboten erweitern.

Die Weiterentwicklung von KI hängt nicht nur von der Entwicklung von Algorithmen, sondern vor allem von der Verfügbarkeit von Daten ab. Deshalb ist es nicht möglich, ein KI-basiertes Geschäft zu initiieren, wenn die notwendigen Daten nicht vorliegen. Oftmals bieten Unternehmen Produkte und Dienstleistungen umsonst an, um die Daten zu generieren. Die Monetarisierung durch KI erfolgt allerdings in einem zweiten Schritt, wenn die Daten vorhanden sind. Beispielsweise bieten Facebook bzw. YouTube ihre Dienstleistungen umsonst an. Allerdings generieren beide Plattformen viele Daten, die mittels digitaler Technologien, insbesondere KI, monetarisiert werden können. Die Nutzung dieser Daten anhand von innovativen Algorithmen, um einen Mehrwert für den Kunden zu liefern, eröffnet völlig neue Möglichkeiten für Geschäftsmodelle.

These 1: KI kann zu komplett neuen Geschäftsmodellen führen.

Ein zutreffendes Beispiel, das veranschaulicht, dass KI zukünftig zu komplett neuen Geschäftsmodellen führen kann, ist Amazon. Derzeit betreibt Amazon ein Geschäftsmodell, das auf Shopping and Shipping basiert. Die Nutzer von Amazon stellen ihre Einkäufe über die Webseite von Amazon zusammen und lösen den Auftrag online aus. Die Ware wird anschließend einen oder ein paar Tage später durch den Logistikdienstleister an den Kunden geliefert. Amazon verfügt zusätzlich über ein

Empfehlungssystem, welches Amazon-Nutzer bei ihren Kaufentscheidungen unterstützt und ihnen Möglichkeiten für Produkte zeigt, die für den Nutzer von Interesse sein könnten. Momentan ist die Treffsicherheit von Amazon ca. 1 zu 20. Das heißt unter 20 Artikeln ist einer dabei, der für den Kunden geeignet ist. Bei einem Sortiment, das in den USA 480 Millionen Artikel beinhaltet, stellt dies eine unglaubliche Quote dar. Stellen wir uns allerdings vor, dass der Algorithmus vom Amazon-Empfehlungssystem so weit fortgeschritten und trainiert ist, dass er mit einer noch höheren Präzision (z. B. 1 zu 2) vorhersagen kann, was der Kunde kaufen möchte, kann sich das Geschäftsmodell auf dieser Grundlage zum »Shipping and Shopping« entwickeln. Dies bedeutet, dass der Kunde von Amazon ein Paket mit mehreren Artikeln zugeschickt bekommt, von denen er nur die Artikel kauft, die er behalten möchte. Die anderen Artikel werden an Amazon zurückgeschickt. In diesem Kontext hat Amazon bereits in 2013 ein Patent zum »Anticipatory Shipping« angemeldet (vgl. Agrawal et al. 2018).

Wie diese Beispiele zeigen, hat KI zwar Auswirkungen auf Geschäftsmodelle, aber nicht alle Geschäftsmodelle werden in Zukunft disruptiv sein (vgl. Bower und Christensen 1996). Das Disruptionspotenzial ist vorhanden, da durch KI-unterstützte Geschäftsmodelle eine bessere Kostenposition erreichbar ist, als dies in herkömmlichen Geschäftsmodellen (durch Automatisierung) möglich wäre. Außerdem können Unternehmen, die einen Vorsprung erzielt haben, nur schwer von potenziellen Wettbewerbern eingeholt werden, da sie ihre Algorithmen soweit trainiert haben, dass sie eine überlegene Präzision anbieten können (Winner-takes-all).

These 2: Die Unternehmen, die in der Lage sind, KI-basierte Geschäftsmodelle einzuführen und die Algorithmen dementsprechend zu trainieren, haben einen Vorsprung gegenüber Wettbewerbern, der nicht mehr einzuholen ist. Diese Geschäftsmodelle könnten disruptive Auswirkungen in der Industrie haben.

4.3 KI und Organisation

These 1: Der Einsatz von KI-Technologien kann zur Auflösung traditioneller Hierarchien und Organisationsstrukturen führen, mit der Folge, dass Abteilungs- und Unternehmensgrenzen zunehmend verschwimmen werden.

Bereits jetzt werden traditionelle Management-Strukturen innerhalb sogenannter DAOs (siehe Kapitel 3.3) eingeebnet und Hierarchien abgebaut, da Ressourcen und Abläufe, kollektiv über Mitglieder der Organisation unter Einsatz von (teil-)autonom agierender Smart-Contracts verwaltet werden (vgl. Aste et al. 2017, S. 21).

Menschen bestimmen in diesem Sinne lediglich die Rahmenbedingungen (Inputs, Outputs eines Prozesses), ohne dass eine manuelle Steuerung von Entscheidungs- und Geschäftsprozessen erforderlich ist. Diese werden automatisch mit Hilfe selbstausführenden Programmcodes, sogenannten Smart-Contracts, die auf der Blockchain-Technologie beruhen, gesteuert. Smart-Contracts sind wiederum in der Lage, durch eine im Programmcode integrierte Initialisierungsfunktion, eigenständig weitere Smart-Contracts zu erzeugen, sodass prinzipiell neue Entscheidungen und Prozesse autonom und ohne menschliches Zutun generiert werden können (vgl. Wood 2014, S. 4). Somit entsteht eine hochgradig automatisierte und digitalisierte Unternehmensorganisation, die dazu führt, dass damit verbundene hierarchische Organisationsstrukturen aufgelöst und Entscheidungen mehr oder weniger basisdemokratisch über Stimmrechte der Mitglieder einer Organisation (oder automatisch) bestimmt werden. Durch Kopplung mit KI-basierten Lernverfahren, die aus den Entscheidungen und Präferenzen der Mitglieder unter Berücksichtigung weiterer (externer) Daten lernen, sind an dieser Stelle durchaus (teil-)automatisierte und flache Entscheidungsstrukturen denkbar, die für eine objektive Entscheidungsfindung sorgen.

Notwendig für die Implementierung entsprechender Entscheidungsstrukturen ist die Verfügbarkeit abteilungsübergreifender Daten einer Organisation. Ausgelöst durch KI ist demnach von einem iterativen Effekt auszugehen, nach dem der Einsatz von KI einerseits zu nachhaltigen Veränderungen in der hierarchischen Entscheidungs- und Steuerungsprozessen einer Organisation führt. Gleichzeitig erfordert die Nutzung von Daten als Roh- und Trainingsmaterial für Entscheidungsprozesse die Aufhebung unternehmensinterner und -übergreifender Silos, um abteilungs- und organisationsübergreifende Kollaborations- und Datenaustauschprozesse etablieren zu können.

These 2: Der Einsatz von KI-Technologien für strategische Entscheidungsprozesse innerhalb einer Organisation setzt ein sorgfältig geplantes Datenmanagement voraus.

Der Vorteil einer KI-getriebenen Entscheidungsfindung besteht darin, dass Empfehlungen frei von subjektiven Beeinflussungen sind (vgl. Gentsch 2018, S. 4). Für Organisationen bedeutet dies, dass der Wert von Daten als Rohmaterial innerhalb von Unternehmen immer stärker zur strategischen Größe wird und strategisch geplant werden muss. Dazu sind Systeme zu schaffen und zu managen, die innerhalb von Organisationen ein optimales Daten- und Informationsmanagement ermöglichen. So legt ein effizienteres Daten- und Wissensmanagement den Grundstein für KI-gestützte Entscheidungsprozesse innerhalb und zwischen Organisationen. Eine wesentliche Hemmschwelle besteht derzeit noch hinsichtlich der Erklärbarkeit von Entscheidungen, die durch KI getroffen wurden und die Akzeptanz der Organisationsmitglieder beeinträchtigen können. Dies betrifft vor allem Formen des nicht-überwachten Lernens, nach dem KI-Systeme selbstständig Gemeinsamkeiten in Datensätzen identifizieren und darauf aufbauend Cluster als Grundlage für Prognose- und Entscheidungsvorlagen bilden (vgl. Gentsch 2018, S. 37–39).

Demnach stellt sich die Frage, wie durch KI getroffene Entscheidungswege nachvollziehbar erklärt und gerechtfertigt werden können und letztlich auch bis zu welchem Grad diese verbindlich durch die Organisationsmitglieder verfolgt werden müssen (vgl. Lakemeyer 2017, S. 5f.; Seiferlein 2018, S. 175).

So führte eine Lücke im Quellcode der Ethereum-DAO dazu, dass ein interner Angreifer diese ausgenutzt und einen Großteil der Kryptowährung Ether, die die finanzielle Basis dieser autonom agierenden Organisation stellte, im Wert von 60 Millionen USD bezogen hat (vgl. Reijers et al. 2016, S. 146). Obwohl der Vorgang, gemäß des zu Grunde liegenden Programmcodes, korrekt ausgeführt wurde, wurde die Aktion durch die DAO-Mitglieder als nicht legitim anerkannt und musste damit aufwendig rückgängig gemacht werden. Unklar ist demnach, wer die Verantwortung übernimmt, wenn eingesetzten KI-Technologien Fehler unterlaufen, diese unkontrolliert handeln oder illegitime Entscheidungen treffen (vgl. Gentsch 2018, S. 62).

These 3: Die erfolgreiche Integration von KI-Anwendungen innerhalb von Organisationen erfordert eine umfassende Qualifikation und Sensibilisierung der Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter. Es ist davon auszugehen, dass Organisationen verstärkt auf Services externer Anbieter zurückgreifen werden, da intern ein passender Qualifikationsmix an KI-Experten fehlen wird.

Die Zusammenarbeit mit KI-getriebenen Maschinen erfordert eine entsprechende Qualifikation der Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter eines Unternehmens, was Organisationen vor Herausforderungen stellen dürfte (vgl. Spath 2018, S. 515f.).

Zur erfolgreichen Implementierung interner, KI-gestützter Services und Unterstützungsleistungen müssen Prozesse, Abläufe und Daten- bzw. Informations(infra)strukturen, unter Berücksichtigung der Mitarbeiterbedürfnisse,

detailliert geplant, konzipiert und implementiert werden, um KI-Anwendungen zielgerichtet und sinnvoll einzurichten und von Beginn an deren Akzeptanz in Organisationen zu schaffen. Dann können sich Mensch und Maschine gegenseitig sinnvoll in den Arbeitsabläufen ergänzen (Stichwort: »Mensch-Maschine-Kollaboration«), sodass Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter einer Organisation in der Ausführung von Arbeitsaufträgen durch KI unterstützt werden können.

Die Kehrseite des Einsatzes von KI innerhalb einer Organisation besteht u. U. in der zu starken Befreiung der Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter von ihren Aufgaben, was zum Verlust der Motivation, aber auch Problemlösungskompetenz führen kann. Es besteht die Gefahr, dass der Mensch durch KI-Systeme zu stark von seinen Aufgaben entlastet und damit überflüssig wird, was im schlimmsten Fall zum Arbeitsplatzverlust führt (vgl. Lakemeyer 2017, S. 4f.; Spath 2018, S. 515; Seiferlein 2018, S. 175). Dies dürfte sich ungünstig auf die Akzeptanz der Mitarbeiter gegenüber dem Einsatz von KI-Technologien auswirken. Organisationen sind demnach angehalten, Kompetenzfelder, wie die Förderung der Kreativität und Problemlösekompetenz, die sich nicht durch KI-Technologien substituieren lassen, zu identifizieren und gewandelte Qualifikationsbedarfe ihrer Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter verstärkt zu forcieren. Nicht zuletzt stehen Organisationen in diesem Zusammenhang vor der Frage, ob sie für die Bearbeitung entsprechender Aufgaben auf am Markt bestehende KI-Lösungen zurückgreifen müssen, insofern es organisationsintern an entsprechenden KI-Experten fehlt. Dies kann einerseits mit Kostenvorteilen verbunden sein, andererseits jedoch zu einer höheren Abhängigkeit von den Marktpartnern führen, welche die für das Unternehmen notwendige KI-Expertise bündeln (vgl. Kusber 2017, S. 242; Gentsch 2018, S. 59). Zudem ergeben sich daraus interessante Implikationen für die Entwicklung der Unternehmensgröße. Der Rückgriff auf Leistungen externer KI-Experten führt möglicherweise dazu, dass sich die durchschnittliche Größe eines Unternehmens (gemessen an der Zahl der Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter) zunehmend verkleinern wird, während sich einige ausgewählte Unternehmen, die eine Vielzahl an KI-Experten bündeln können, vergleichsweise zu großen Unternehmen wandeln. Denkbar wäre an dieser Stelle ebenfalls, dass sich die Arbeits- und Organisationsstrukturen grundsätzlich hin zu »losen Arbeitsverbünden« ändern werden, die gemeinsam an einem Auftrag oder einem Projektvorhaben arbeiten, bei denen sich die Teams jedoch für die Dauer des Projektvorhabens flexibel nach Bedarf aus Talentpools (»Crowdworking«) zusammensetzen. Die Entwicklung im Bereich der KI wird demnach zu Änderungen in der Organisations- und Qualifikationsstruktur führen.

4.4 KI und Wissen

These 1: Mithilfe von KI können die Unternehmen, die in zunehmend dynamischen, komplexen und hyperkompetitiven Umgebungen wirtschaften, zukunftsrelevantes Wissen effektiver generieren und nutzen.

Konventionelles Wissensmanagement befasst sich mit der Dokumentation und Bewirtschaftung von vorhandenem Wissen in einem weitestgehend stabilen Umfeld. Die Herausforderung an moderne, KI-gestützte Wissensmanagementsysteme besteht in der Unterstützung der strategischen Ausrichtung von Unternehmen, die in einer unsicheren, komplexen, volatilen und mehrdeutigen Welt innovativ und wettbewerbsfähig bleiben wollen. Dafür benötigen sie möglichst aktuelle und umfassende Informationen, die ressourcenschonend zu kompaktem Wissen aufbereitet werden.

Mithilfe von selbstlernenden Algorithmen und Predictive Analytics werden die dynamische Erfassung und Analyse von unstrukturierten Daten sowohl innerhalb, als auch außerhalb des Unternehmens in Echtzeit möglich. Tools für strategisches Innovationsmanagement und Innovation Intelligence (z. B. von Itonics) können der Vorhersage von potentiellen Entwicklungen in dem Umfeld, Erkennung schwacher Signale bei Veränderungen und der interaktiven Bereitstellung von personalisierten

Informationen für Entscheidungsträger dienen. Kommerzielle Lösungen zur intelligenten Wissensextraktion, die heute angeboten werden, sind allerdings noch wenig transparent und nicht vollständig integriert. Sie beinhalten einen erheblichen Teil an Beratungsdienstleistungen, die von den Mitarbeitern der Anbieter ausgeführt werden. Mit anhaltender Entwicklung können sich KI-basierte Systeme allerdings zu einer zentralen informationstechnischen Komponente des Wissensmanagements entwickeln, die Unternehmen zukunftsrelevantes Wissen bereitstellt.

These 2: Mithilfe von KI kann zukünftig ein funktionaler Austausch zwischen Akteuren in dezentralen, komplexen und flexiblen Organisationsformen gewährleistet werden.

Mit der Etablierung von zunehmend flachen und flexiblen Organisationsformen in der Wissensökonomie, wie bspw. Wertschöpfungsnetzwerken und Plattformen, erhöht sich die Nachfrage nach neuen Konzepten und Lösungen im Wissens- und Kooperationsmanagement. Es werden Instrumente gebraucht, die unter anderem die Schaffung und Nutzung einer gemeinsamen Wissensbasis zwischen heterogenen Akteuren unterstützen, verteilte Kooperationspartner effektiv und sicher vernetzen und die Integration ihrer Prozesse und Kompetenzen erleichtern (vgl. Reinmann 2009). Die ersten Ansätze mit KI im Bereich Wissens- und Kooperationsmanagement sind bereits auf dem Markt verfügbar.

Ein Beispiel sind hier virtuelle Räume zur Entwicklung und Bearbeitung von neuem Wissen in Gruppen. Die Tools für Unternehmenszusammenarbeit auf Basis Künstlicher Intelligenz in Kombination mit anderen digitalen Technologien, wie bspw. Virtuelle – und Erweiterte Realität (VR/AR) und 3D-Druck, sollen die Wissenstransferprozesse und Kooperation in organisations- und disziplinübergreifenden Innovationsverbünden fördern. Durch den Einsatz von intelligenten Algorithmen in kollaborativen Technologien (»Augmented Collaboration« z. B. von Spacial Systems) wird ein virtueller Raum für den Austausch von Informationen und die Generierung von neuem Wissen geschaffen. Diverse Barrieren im Wissenstransfer werden dadurch neutralisiert: mithilfe von virtuellen Avataren können räumlich verteilte Teams in Echtzeit zusammenarbeiten, automatisierte Analyse- und Visualisierungstools können Wissensintegration erleichtern, indem sie Informationen und (implizites) Wissen für jeden Teilnehmer während des Meetings individuell aufbereiten und Gesprochenes in Bilder »übersetzen«. Erzeugtes Wissen wird für alle Teilnehmenden im virtuellen Raum festgehalten und kann jederzeit wieder aufgerufen werden. Auch die Benutzbarkeit von Groupware und Collaboration-Plattformen (z. B. die Plattform von Colloquia LLC) kann intuitiver werden, indem die Darstellung von Informationen für Nutzer nach individuellen Anforderungen und Präferenzen (z. B. bezüglich der Sprache, regionalen und fachlichen Einbettung) automatisch aufbereitet wird. Die Akzeptanz von Kollaborationsplattformen könnte dadurch insbesondere unter den Nutzern in heterogenen, verteilten Teams gesteigert werden.

4.5 KI und Daten

Für die Bereitstellung und Anwendung von KI braucht es Data Science Experten. Sie arbeiten die Daten entsprechend auf, verwalten sie und kennen die Funktionsweise und Anwendungsfelder der Algorithmen. Damit die KI-Anwendung in den konkreten Bereichen und Problemstellungen tatsächlichen Mehrwert bietet, ist das Hinzuziehen von Experten der beteiligten Fachdisziplinen und deren tiefes Verständnis der entsprechenden Domäne notwendig. Zum einen kann dadurch vermieden werden, dass das Ergebnis nur die technischen und informatischen Möglichkeiten abbildet. Zum anderen können Fachexperten sicherstellen, dass der gesamte Problemraum erfasst wird und dementsprechend schon bei der Auswahl der Trainingsdaten auf eine adäquate Zusammenstellung geachtet wird. Je nach Fragestellungen können Teams für die

KI-Projekte jeweils neu gebildet werden. Im Bereich Innovation ist die Wichtigkeit von Interdisziplinarität bereits angekommen. Design-Thinking-Methoden setzen beispielsweise interdisziplinäre Teams voraus (vgl. Grots und Pratschke 2009). Diese interdisziplinäre Zusammenarbeit hat Auswirkungen auf die Organisationsstruktur. Organisationsformen von traditionell produzierenden Unternehmen sind häufig noch unflexibel und zentralverwaltet. Es benötigt jedoch flexiblere Organisationsformen, in der die Kompetenzen problemspezifisch zusammengestellt werden können, dem Informationsgewinn und ständigen Veränderung der Umwelten, Rechnung getragen werden kann.

These 1: Bei der Entwicklung und Nutzung von KI ist ein Zusammenwirken von unterschiedlichen Disziplinen notwendig. Die Anwendung und Entwicklung von KI-Systemen benötigt flexible Organisationsformen und Unternehmensstrukturen, die interdisziplinäres, problemspezifisches Arbeiten fördern.

Wird ein konkretes Anwendungsszenario umgesetzt und eine KI-Anwendung mit einer Datenmenge realisiert, fallen spezifische Arbeiten an. Der Datenlebenszyklus beschreibt die notwendigen Handlungsschritte bei der Datennutzung (vgl. Justhy 2018). Um die einzelnen Phasen des Datenlebenszyklus sicherzustellen benötigt es explizite Prozesse, die in Strukturen der Organisation eingebettet sind. Dabei ist eine Lösung, dass für jede Datensammlung ein individueller Zyklus existiert. Jeder Datenlebenszyklus bezieht sich dann auf eine spezifische Anwendung und ist einem Team zugeordnet. Dieses Team überwacht und verwaltet verwendete und zukünftig potentiell für ihre Anwendung relevanten Daten. Die Zyklen einzelner Datensammlungen müssen über Datenintegrationsstrategien möglichst vergleichbar und kompatibel sein (vgl. Fowler und Lewis 2015).

Amazon Web Services hat mit den Microservices (weiterführende Information siehe Schwartz 2017) eine Architektur eingeführt, die oben genannte Kriterien erfüllt. In kleinen Teams von fünf bis zehn Personen (sogenannten *Two-Pizza-Teams*) wird ein Projekt bzw. eine Anwendung von der Ideencreation über die Umsetzung bis hin zur Automatisierung begleitet (vgl. Birgham 2015). Sie entwickeln und testen das Produkt, übernehmen die Kommunikation mit Kunden und sind für eine reibungslose Anwendung verantwortlich. Dafür müssen die Prozesse innerhalb der Organisation entkoppelt sein. Abhängigkeiten müssen minimiert werden, sodass die Teams selbstverwaltet und weitestgehend autark arbeiten können. Bei Amazon Web Services können alle Teams zwar eine gemeinsame Toolbox nutzen, müssen sich jedoch im weiteren Prozess nicht untereinander absprechen (vgl. Jung et al. 2017). Diese Eigenständigkeit und Verantwortlichkeit des Teams fördert auch die Verbundenheit mit dem Produkt. Die Etablierung dieser Teamstrukturen benötigte einen gesamten organisationalen Umbau. Amazon Web Services musste Organisationsstrukturen schaffen, in denen kleine Teams ein spezifisches Projekt vollumfänglich betreuen können (vgl. Birgham 2015).

These 2: Für KI- Anwendungen müssen Daten-Lebenszyklen definiert werden. Jeder Zyklus bezieht sich dabei auf eine spezifische Anwendung und wird von einem Team überwacht. Diese Prozesse müssen fest im Unternehmen verankert sein und von der Organisationsform unterstützt werden.

In allen Geschäftsprozessen fallen Daten an in der Produktion, wie der internen oder externen Kommunikation (in Form von Sensordaten, Kundendaten, Nutzerinformationen, Vertragsdaten, Aufträgen oder Mailkorrespondenzen). Diese Daten können prinzipiell alle genutzt werden, um KI-Anwendungen zu entwickeln und anzuwenden. Mit der zunehmenden Umstellung von analog auf digital und der Ausbreitung von Sensoren, wird die verfügbare Datenmenge weiter ansteigen. Aktuell stehen viele Unternehmen schon vor der Aufgabe, die Datenmengen zu

sortieren. Viele speichern zwar die Daten, haben aber noch kein spezifisches Nutzungskonzept. Es findet keine Separation zwischen Datenmüll und brauchbaren Daten statt. Auch die Unsicherheit, welche Daten in Zukunft wichtig sein könnten, lässt die Datenmenge weiter ansteigen und verhindert die Löschung von bis dato ungenutzten unstrukturierten Daten.

Um die Nutzung von Daten zu ermöglichen, ist es wichtig sie exakt zu beschreiben und zusätzlich mit Metadaten auszustatten, die zusätzliche Informationen über die Interpretierbarkeit der Daten liefern. Die Daten müssen dafür mit Informationen angereichert sein, die Details über die Entstehung und Umgebungsvariablen liefern. Xie et al. (2008) beschreiben sechs Basiselemente, mit denen Daten gespeichert werden sollten. Diese Elemente werden Data Primitives genannt, da die Informationen, die sie liefern, sich nicht überlappen. Sie beantworten die Frage, wo, wann, wer, was, warum und wie getan hat und stellen ein Event damit umfassend dar (Xie et al. 2008). Bei Sensordaten aus dem Produktionsbetrieb sollten also die Informationen enthalten sein, wann er erzeugt wurde (genauer Zeitstempel mit Datum und der entsprechenden Zeitzone), wo er erzeugt wurde (die Position in der Produktionskette), welcher Sensor ihn erzeugt hat (Baujahr, evtl. Spezifika bzw. Anpassungen), welche Aktivität für die Auslösung sorgte (Ankunft eines Bauteils), wie die Daten erzeugt wurden (z. B. Abmessung des Bauteils) und warum (z. B. zur Qualitätskontrolle). Es sollte eine semantische Auszeichnung erfolgen, sprich Metadaten, die Informationen über die Bedeutung und Interpretation der konkreten Messwerte in dieser Produktionsumgebung liefern und damit diese Zahlenwerte des Sensors verständlich und weiter verwertbar machen.

These 3: Die sorgfältige Speicherung und semantische Auszeichnung von Daten und den zugehörigen Basiselementen sowie deren mögliche Anwendungen (Nutzbarkeitsdokumentation) kann zukünftigen Datenmüll reduzieren und die Nutzung der Daten für KI-Anwendungen sicherstellen.

5 Zusammenfassung

Das Ziel des Papiers bestand in der Ableitung möglicher Implikationen für Unternehmen und Organisationen, die aus Entwicklung von KI-Technologien resultieren können. Auf Basis einer kurzen State-of-the-Art-Einleitung zu den einzelnen Themenbereichen wurden anschließend verschiedenen Thesen aufgestellt, die sich perspektivisch mit potenziellen Entwicklungstrends und -möglichkeiten auseinandersetzen, die sich für Unternehmen aus dem Einsatz von KI-Technologien ergeben können.

Demnach bestehen im Bereich **Dienstleistungen** Potenziale bei Formation neuer oder verbesserter Services auf globaler Ebene durch den Einsatz von KI-Anwendungen. Zu nennen sind an dieser Stelle Entwicklungsfelder wie KI-as-a-Service, die zur Unterstützung des eigenen Dienstleistungsangebots von Unternehmen bezogen oder anderen zur Nutzung bereitgestellt werden können. Chancen ergeben sich ebenfalls u. a. bezüglich einer passgenaueren Kundenansprache, der Erweiterung des Dienstleistungsangebots oder einer 24/7-Verfügbarkeit von Services durch den Einsatz digitaler Assistenten (z. B. Chatbots, Service Roboter). Demnach ist abzusehen, dass sich die (Front-End-) Kommunikation und Interaktion mit dem Kunden verändert (Bsp. Projekt ASARob der Fraunhofer-Gesellschaft). Vor allem für Dienstleistungen im Gesundheits- und Bildungssektor sind, aufgrund sensibler Datenmengen, große Potenziale durch den Einsatz von KI-Technologien zu erwarten. Darüber hinaus führen Trends in der KI-Entwicklung bei den einzelnen Unternehmen möglicherweise zu gesteigerten Umsatzerwartungen. KI hat damit das Potenzial, die (Weiter-)Entwicklung bestehender oder vollkommen neuer **Geschäftsmodelle** zu unterstützen. Im Rahmen der Wertschöpfung helfen KI-Verfahren, wie Predictive Maintenance und Analysis oder die Automatisierung von Prozessen, nicht nur dabei, Geschäftsmodelle zu optimieren oder neue Wege in einen Markt außerhalb des bestehenden Kerngeschäftes einzuschlagen, sondern ermöglichen ebenfalls die Reduktion von Kosten. Unternehmen wie Paypal (Fraud Detection), Allianz (Schadensbewertung), Amazon (Empfehlungssystem) und Organisationen aus dem Bereich Health-Care (Medikamentierung) machen es bereits erfolgreich vor. Abzuwarten bleibt, welchen Einfluss die Entwicklung KI-basierter Geschäftsmodelle auf die Monopolisierung einzelner Unternehmen hat, die unter Ausnutzung des First-Mover-Advantages innovative Geschäftsmodelle am Markt etablieren.

Neben der Etablierung neuer Geschäftsmodelle und Dienstleistungen hat KI ebenfalls Einfluss auf die Gestaltung von **Organisationen**, deren Struktur und internen Abläufe. So werden bereits Hierarchie- und Entscheidungsgerüste sowie interne Prozesse durch KI-getriebene Entwicklungen gestützt, teilweise sogar durch diese ersetzt, sei es durch die Auswertung komplexer Daten für Reportings und Prognosen im Rahmen einer objektiven Entscheidungsfindung oder bei der algorithmenbasierten Steuerung und Koordination inter- und intraorganisationaler Abläufe (Bsp. DAOs). Der Einsatz von KI führt neben der Veränderung oder gar Auflösung der Organisationsstrukturen, ebenfalls zur zunehmenden Automatisierung von Arbeitsschritten, sodass Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter in ihren Aufgaben unterstützt (z. B. durch den Einsatz digitaler Assistenten bei der Koordination von Meetings, dem Anfertigen von Protokollen etc.) oder teilweise vollständig ersetzt werden (z. B. Lagerverwaltung von Amazon durch intelligente Algorithmen und Robotik). Wichtig ist an der Stelle, dass Organisationen ihre Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter entsprechend weiterentwickeln, um sich veränderten Strukturen und Anforderungen gerecht zu werden.

Im Rahmen des zukunftsorientierten, dynamischen **Wissensmanagements** kann KI kann darüber hinaus die systematische Erfassung, Nutzung und Weiterentwicklung von

Informationen in Unternehmen und Organisationen unterstützen. Mithilfe von wissensbasierten Systemen, selbstlernenden Algorithmen und Predictive Analytics werden dabei für Entscheidungsträger aktuelle, innovationsrelevante Informationen aus dem Unternehmensumfeld ermittelt, analysiert und ressourcenschonend zu kompaktem Wissen aufbereitet. Die Unternehmen können damit insbesondere in zunehmend dynamischen, komplexen und hyperkompetitiven Wettbewerbsziele erreichen. Auch innerhalb eines Unternehmens oder Wertschöpfungsnetzwerks machen KI-basierte Lösungen Zugriff auf inhärentes, unstrukturiertes Handlungswissen möglich. In Kombination mit individualisierbaren kollaborativen Technologien, die sich intuitiv in den Arbeitsalltag integrieren lassen, können sie die Zusammenarbeit von verteilten, heterogenen Teams in flexiblen Organisationsformen erleichtern.

KI-Algorithmen benötigen **Daten**. Sei es für das Training der Algorithmen oder für die automatische Detektion relevanter Zusammenhänge in den Daten. Der Einsatz von KI erfordert und beeinflusst das Datenmanagement im Unternehmen. Diese Strategie muss die Bestandteile eines Datenlebenszyklus abbilden und ist im besten Fall individuell für ein konkretes KI-Projekt gewählt. Die Betreuung unternehmensinterner KI Projekte übernehmen idealerweise Domänen- und Datenexperten in interdisziplinären Teams. Damit stellt das Unternehmen sicher, dass Daten für Training- und Analysezwecke kuratiert und nachhaltig verfügbar sind. Ein geeignetes Datenmanagement und der Einsatz geeigneter Werkzeuge, wie Datenlebenszyklen, sind daher essentiell für den Einsatz von KI-Technologien und die davon abhängigen Geschäftsmodelle. Eine Versionierung von Daten und Trainingsmengen sorgt zudem für Übersicht und Nachvollziehbarkeit hinsichtlich der Leistungsfähigkeit und Pflege der eingesetzten KI-Algorithmen.

Damit Unternehmen das Potenzial neuer KI-Technologien gewinnbringend ausschöpfen können, ist die Verfügbarkeit relevanter Datenmengen in entsprechender Qualität eine wesentliche Herausforderung, die es zu bewältigen gilt. Hürden bestehen zudem bezüglich der Transparenz KI-basierter Entscheidungen und der damit verbundenen Erklärbarkeit von KI. Daraus leiten sich zu beantwortende Fragestellungen der Verbindlichkeit illegitimer Entscheidungen und der Haftung bei Fehlern durch eingesetzte KI-Technologien ab. Die Akzeptanz der Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter eines Unternehmens beim Einsatz von KI hängt im großen Maße von der Klärung dieser Fragen ab. Herausfordernd dürften sich aus Unternehmenssicht zudem die zu erwartenden Investitionskosten in KI-Technologien gestalten, die mit deren Einführung verbundene Komplexität sowie der Qualifikationsbedarf der Mitarbeiterinnen und Mitarbeiter, die häufig einem noch geringen digitalen Reifegrad gegenüberstehen. Unabhängig von den genannten Herausforderungen bieten KI-gestützte Anwendungen und Systeme dennoch ein spannendes Feld, nicht nur bei der Entwicklung neuer Geschäftsmodelle und Dienstleistungen, sondern ebenfalls bei der effizienteren Nutzung von Daten und Wissen und nicht zuletzt bei der Steuerung von Entscheidungsstrukturen und Abläufen innerhalb und zwischen Organisationen.

Literaturverzeichnis

- Abdelkafi, N. (2012). *Open Business Models for the Greater Good - A Case Study from the Higher Education Context*. Die Unternehmung - Swiss Journal of Business Research and Practice, Vol. 66, Nr. 3, S. 297-316.
- Abdelkafi, N.; Radic, M. (2018). *eStandards – Enabler der digitalen Transformation von Geschäftsmodellen*. In: Bullinger, A.C. (Hrsg.): *Innovation der Innovationen – neu gedacht, neu gemacht*. Chemnitz: Wissenschaft und Praxis.
- Abdelkafi, N.; Makhotin, S.; Posselt, T. (2013). *Business Model Innovations for Electric Mobility – What Can be Learned from Existing Business Model Patterns?* International Journal of Innovation Management, Vol. 17, No 1, S. 1-41.
- Agrawal, A.; Gans, J.; Goldfarb, A. (2018). *Prediction Machines: The simple economics of artificial intelligence*. Harvard Business Press.
- Asarob (2018). Homepage Asarob - Aufmerksamkeits-Sensitiver AssistenzRoboter. Online verfügbar unter: <http://asarob.de/> [2.11.2018].
- Aste, T.; Tasca, P.; Di Matteo, T. (2017). *Blockchain technologies: The foreseeable impact on society and industry*. Online verfügbar unter http://discovery.ucl.ac.uk/10043048/1/Aste_BlockchainIEEE_600W_v3.3_A.docceptedVersion.x.pdf [21.03.2018].
- Becker, Manfred (2013). *Personalentwicklung*. Bildung, Förderung und Organisationsentwicklung in Theorie und Praxis. 6., überarb. und aktualisierte Aufl.
- Birzniece, Ilze (2011). *Artificial Intelligence in Knowledge Management. Overview and Trends*. Scientific Journal of Riga Technical University. Computer Sciences 43 (1), S. 720. DOI: 10.2478/v10143-011-0001-x.
- Bonnefon, J. F.; Shariff, A.; Rahwan, I. (2016). *The social dilemma of autonomous vehicles*. Science, 352(6293), 1573-1576.
- Bostrom, N. (1998). *How long before superintelligence?* Int. Jour. of Future Studies, 2.
- Böttcher, Björn; Schwalm, Anna-Lena; Velten, Carlo (2017). *Machine Learning Anbieter & Dienstleister im Vergleich*. Hg. v. Crisp Research.
- Bower, J. L., & Christensen, C. M. (1996). Disruptive technologies: Catching the wave. The Journal of Product Innovation Management, 1(13), 75-76.
- Brigham, R. (2015). *DevOps at Amazon: A look at our tools and processes* [Videodatei]. Online verfügbar unter: <https://youtu.be/esEFaY0FDKc> [17.12.2018].
- Committee on Technology National Science and Technology Council (2016). *Preparing for the Future of Artificial Intelligence*. CreateSpace Independent Publishing Platform, Penny Hill Press.
- Dastin, J. (2018). *RPT-INSIGHT-Amazon scraps secret AI recruiting tool that showed bias against women*. Reuters. Abgerufen von <https://uk.reuters.com>
- Davenport, Thomas H.; Prusak, Laurence (2010). *Working knowledge. How organizations manage what they know*. [Nachdr.]. Boston, Mass.: Harvard Business School Press (Knowledge Management).
- Deloitte Touche Tohmatsu India LLP. (2018): *Knowledge Management & Big Data. Making Smart Enterprise a Reality*.

- Demary, Vera; Engels, Barbara; Röhl, Klaus-Heiner; Rusche, Christian. (2016). *Digitalisierung und Mittelstand: Eine Metastudie*, IW-Analysen, vol. 109. Online verfügbar unter <https://www.econstor.eu/bitstream/10419/157156/1/IW-Analyse-109.pdf> [2.11.2018].
- Europäische Kommission (2018). *MITTEILUNG DER KOMMISSION AN DAS EUROPÄISCHE PARLAMENT, DEN EUROPÄISCHEN RAT, DEN RAT, DEN EUROPÄISCHEN WIRTSCHAFTS- UND SOZIALAUSSCHUSS UND DEN AUSSCHUSS DER REGIONEN*. Online verfügbar unter <https://ec.europa.eu/transparency/regdoc/rep/1/2018/DE/COM-2018-237-F1-DE-MAIN-PART-1.PDF> [1.10.2018].
- Fowler, M.; Lewis, J. (2015). *Microservices: Nur ein weiteres Konzept in der Softwarearchitektur oder mehr*. Objektspektrum, 1(2015), 14-20.
- Gentsch, Peter (2018): *Künstliche Intelligenz für Sales, Marketing und Service*. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden. Online verfügbar unter <https://link.springer.com/content/pdf/10.1007%2F978-3-658-19147-4.pdf> [13.09.2018].
- Grots, A.; Pratschke, M. (2009). *Design Thinking—Kreativität als Methode*. Marketing Review St. Gallen, 26(2), 18-23.
- Hastie, T.; Tibshirani, T.; Friedman, J. (2009). *The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction*. New York: Springer-Verlag.
- Jung, M.; Mölling, S.; Dalbhanjan, P.; Chapman, P.; Kassen, C. (2017). *Microservices on AWS [White Paper]*. Abgerufen von <https://aws.amazon.com/de/whitepapers/> [17.12.2018].
- Justhy, D. (2018). *The Billion Dollar Byte: Turn Big Data into Good Profits, the Datapreneur Way*. Morgan James Publishing.
- Kirschniak, Christian (2017). *Worauf es 2018 ankommt*. Online verfügbar unter <https://www.pwc.de/de/business-analytics/kuenstliche-intelligenz-worauf-es-2018-ankommt.html> [1.10.2018]
- Kusber, Robert (2017). *Chatbots - Conversational UX Platforms*. In: Remigiusz Smolinski, Moritz Gerdes, Martin Siejka und Mariusz C. Bodek (Hg.): *Innovationen und Innovationsmanagement in der Finanzbranche*. Wiesbaden: Springer Gabler (Edition Bankmagazin), S. 231-244. Online verfügbar unter <https://link.springer.com/content/pdf/10.1007%2F978-3-658-15648-0.pdf> [21.3.2019].
- Lakemeyer, Gerhard (2017). *Künstliche Intelligenz*. Sankt Augustin, Berlin: Konrad-Adenauer-Stiftung (Analysen & Argumente, 261). Online verfügbar unter <http://library.kas.de/GetObject.ashx?GUID=f4231dfe-b872-e711-933c-005056b96343> [13.09.2018].
- Little, D. B.; Farmer, S.; El-Hilali, O. (2007). *Digital Data Integrity: The Evolution from Passive Protection to Active Management*. John Wiley & Sons.
- Loebbecke, Claudia; van Fenema, Paul C.; Powell, Philip (2016): *Managing inter-organizational knowledge sharing*. The Journal of Strategic Information Systems 25 (1), S. 4-14. DOI: 10.1016/j.jsis.2015.12.002.
- Mainzer, Klaus (2016). *Künstliche Intelligenz – Wann übernehmen die Maschinen?* München: Springer Verlag.
- Marsal-Llacuna, M. L.; Oliver-Riera, M. (2017). *The standards revolution: Who will first put this new kid on the blockchain?*. In 2017 ITU Kaleidoscope: Challenges for a Data-Driven Society (ITU K) (S. 1-7). IEEE.

- McKinsey, 2018. *NOTES FROM THE FRONTIER MODELING THE IMPACT OF AI ON THE WORLD ECONOMY*. Online verfügbar unter https://www.mckinsey.de/~media/McKinsey/Locations/Europe%20and%20Middle%20East/Deutschland/News/Presse/2018/2018-09-05%20-%20MGIProzent20AI-Studie%20Dampfmaschine/MGI-Studie_Notes_from_the_Frontier_2018.ashx [1.10.2018].
- Neff, G.; Nagy, P. (2016). *Automation, algorithms, and politics talking to bots: symbiotic agency and the case of tay*. International Journal of Communication, 10, 17.
- Nonaka, Ikujiro; Takeuchi, Hirotaka (1995). *The knowledge creating company. How Japanese companies create the dynamics of innovation*. New York: Oxford Univ. Press.
- North, Klaus; Maier, Ronald (2018). *Wissen 4.0 – Wissensmanagement im digitalen Wandel*. HMD 55 (4), S. 665–681. DOI: 10.1365/s40702-018-0426-6.
- Oppermann, Axel (Hg.) (2018). *In der Schule der Maschinen*. IT- und Technologieunternehmen stellen sich vor (1). Kassel: Heise Medien.
- Osterwalder, A.; Pigneur, Y.; Tucci, C. L. (2005). *Clarifying business models: Origins, present, and future of the concept*. Communications of the association for Information Systems, 16(1), 1.
- PwC (2018). *Sizing the price*. Online verfügbar unter <https://www.pwc.de/de/business-analytics/sizing-the-price-final-juni-2018.pdf> [1.10.2018]
- Reijers, Wessel; O'Brolcháin, Fiachra; Haynes, Paul (2016). *Governance in Blockchain Technologies & Social Contract Theories*. Online verfügbar unter <https://ledgerpitt.edu/ojs/index.php/ledger/article/view/62/51> [11.05.2018].
- Reinmann-Rothmeier, Gabi (2001). *Wissen managen*. Das Münchener Modell.
- Reinmann, Gabi (2009): *Studientext Wissensmanagement*. Augsburg.
- Schwartz, A. (2017). *Microservices*. Informatik-Spektrum, 40(6), 590-594.
- Seiferlein, Werner (2018). *Ausblick Office 4.0*. In: Werner Seiferlein und Christine Kohlert (Hg.): *Die vernetzten gesundheitsrelevanten Faktoren für Bürogebäude. Die geplante Gesundheit*. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, S. 171–176. Online verfügbar unter https://link.springer.com/content/pdf/10.1007%2F978-3-658-20852-3_8.pdf [13.09.2018].
- Seifert, Inessa; Bürger, Matthias; Wangler, Leo; Christmann-Budian, Stephanie; Rohde, Marieke; Gabriel, Peter; Zinke, Guido (2018). *Potenziale der Künstlichen Intelligenz Im produzierenden Gewerbe in Deutschland*. Hg. v. iit – Institut für Innovation und Technik.
- Sennaar, Kumba (2018). *Artificial intelligence in ecommerce—comparing the top 5 largest firms*. Online verfügbar unter <https://www.techemergence.com/artificial-intelligence-in-ecommerce-amazon-alibaba-jd-com/> [1.10.2018].
- Sopra Steria (2017). *Potenzialanalyse Künstliche Intelligenz*. Online verfügbar unter <https://www.soprasteria.de/docs/librariesprovider33/Studien/potenzialanalyse-k%C3%BCnstliche-intelligenz-2017.pdf> [1.10.2018].
- Spath, Dieter (2018). *Lernende Systeme in Wirtschaft und Gesellschaft*. In: Christian Bär, Thomas Grädler und Robert Mayr (Hg.): *Digitalisierung im Spannungsfeld von Politik, Wirtschaft, Wissenschaft und Recht*, 1. Band. Politik und Wirtschaft. Berlin: Springer Gabler, S. 505-520. Online verfügbar unter https://link.springer.com/content/pdf/10.1007%2F978-3-662-55720-4_46.pdf [13.09.2018].

- Spieth, P., Schneckenberg, D., & Ricart, J. E. (2014). *Business model innovation—state of the art and future challenges for the field*. R&d Management, 44(3), 237-247.
- Stähler, Patrick (2002). *Geschäftsmodelle in der digitalen Ökonomie*. Merkmale, Strategien und Auswirkungen. Zugl.: St.Gallen, Univ., Diss., 2001 u.d.T.: Stähler, Patrick: Merkmale von Geschäftsmodellen in der digitalen Ökonomie. 2. Aufl. Lohmar: Eul (Reihe, 7).
- Stewart, D. W.; Zhao, Q. (2000). *Internet marketing, business models, and public policy*. Journal of Public Policy & Marketing, 19(2), 287-296.
- Stone, Peter et al. (2016). *Artificial Intelligence and Life in 2030 - One Hundred Year Study on Artificial Intelligence: Report of the 2015-2016 Study Panel*. Stanford University, 1st edn, Stanford, CA, Stanford University Press [online]. Online verfügbar unter <http://ai100.stanford.edu/2016-report> [1.10.2018]
- Wood, Gavin (2014). *ETHEREUM: A SECURE DECENTRALISED GENERALISED TRANSACTION LEDGER*. Online verfügbar unter <http://gavwood.com/paper.pdf> [30.01.2019].
- Xie, L.; Sundaram, H.; Campbell, M. (2008). *Event mining in multimedia streams*. Proceedings of the IEEE, 96(4), 623-647.
- Yampolskiy, R. V.; Spellchecker, M. S. (2016). *Artificial intelligence safety and cybersecurity: a timeline of AI failures*.