

Künstliche Intelligenz verstehen als Automation des Entscheidens

Leitfaden

www.bitkom.org

bitkom

Herausgeber

Bitkom e. V.

Bundesverband Informationswirtschaft, Telekommunikation und neue Medien e. V.
Albrechtstraße 10 | 10117 Berlin

Ansprechpartner

Dr. Mathias Weber | Bereichsleiter IT-Services
T 030 27576-121 | m.weber@bitkom.org

Verantwortliches Bitkom Gremium

Artificial Intelligence

Projektleitung

Stefan Holtel | brightONE Consulting GmbH

Autoren

- Stefan Holtel | brightONE Consulting GmbH
- Andreas Hufenstuh | PricewaterhouseCoopers GmbH Wirtschaftsprüfungsgesellschaft
- Andreas Klug | ITyX Solutions AG

Projektteam

- Daniel Betsche | Fiducia & GAD IT AG
- Sven Fessler | PricewaterhouseCoopers GmbH Wirtschaftsprüfungsgesellschaft
- Michael George | IPsoft GmbH
- Dr. Thorsten Gressling | A.I. Consulting GmbH
- Carolin Laute | IBM Deutschland GmbH
- Thorsten Schmidt | PricewaterhouseCoopers GmbH Wirtschaftsprüfungsgesellschaft
- Andreas Welsch | SAP

Satz & Layout

Sabrina Flemming | Bitkom

Titelbild

© Nikola Nastasic – iStock.com

Copyright

Bitkom 2017

Diese Publikation stellt eine allgemeine unverbindliche Information dar. Die Inhalte spiegeln die Auffassung im Bitkom zum Zeitpunkt der Veröffentlichung wider. Obwohl die Informationen mit größtmöglicher Sorgfalt erstellt wurden, besteht kein Anspruch auf sachliche Richtigkeit, Vollständigkeit und/oder Aktualität, insbesondere kann diese Publikation nicht den besonderen Umständen des Einzelfalles Rechnung tragen. Eine Verwendung liegt daher in der eigenen Verantwortung des Lesers. Jegliche Haftung wird ausgeschlossen. Alle Rechte, auch der auszugswweisen Vervielfältigung, liegen beim Bitkom.

Inhaltsverzeichnis

1	Executive Summary	5
2	Einführung	7
2.1	Ziel des Leitfadens	7
2.2	Geschichte des Begriffs »Künstliche Intelligenz«	9
2.3	Nicht-technische Aspekte der KI	10
3	Modell für die Automation des Entscheidens	12
3.1	Taxonomie des Denkens	12
3.2	Stufenmodell der Automation des Entscheidens	13
4	Taxonomie der Automation des Entscheidens	16
4.1	Aufgabe	17
4.2	Akteur	18
4.3	Maschine	19
5	5-Stufen-Modell der Automation des Entscheidens	21
5.1	Stufe 0 – Mensch entscheidet	21
5.2	Stufe 1 – Assistiertes Entscheiden	21
5.3	Stufe 2 – Teilweises Entscheiden	22
5.4	Stufe 3 – Geprüftes Entscheiden	22
5.5	Stufe 4 – Delegiertes Entscheiden	22
5.6	Stufe 5 – Autonomes Entscheiden	23
6	Automation des Entscheidens – Beispiele	25
6.1	AI Plattform bei RWE: Kundendialoge führen	25
6.2	H bei Hitachi: Lagerarbeiter delegieren	25
6.3	Watson bei Fukoku: Schadensfälle beurteilen	25
6.4	NeuroBayes bei Otto Versand: Retouren vermeiden	26
6.5	Amelia bei der Bezirksverwaltung North London Borough: Formulare ausfüllen	26
7	Fazit	28
8	Referenzen	31

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1:	4 Stufen der industriellen Entwicklung	7
Abbildung 2:	Hierarchische Klassifikation kognitiver Fähigkeiten	13
Abbildung 3:	5 Stufen der Automation des Entscheidens	14
Abbildung 4:	Interaktion zwischen Mensch, Werkzeug und Aufgabe	16
Abbildung 5:	Drei Hauptkategorien terminieren die Tätigkeit des Entscheidens	16
Abbildung 6:	Drei Unterkategorien beschreiben die Hauptkategorie Aufgabe	17
Abbildung 7:	Unterkategorien der Kategorie Akteur	18
Abbildung 8:	Unterkategorien der Kategorie Maschine	19

1 Executive Summary

1 Executive Summary

Dieser Leitfaden beschreibt einen Ansatz, um das Verständnis für den Einsatz von Künstlicher Intelligenz (KI) in der Praxis von Organisationen zu erhöhen. Der Bitkom-Arbeitskreis Artificial Intelligence (AK AI) verfolgt damit das Ziel, den Begriff »Künstliche Intelligenz« (KI) für die Praxis handhabbar zu machen.

Der Leitfaden beschreibt keine Vorgaben für konkrete Installationen der KI, seien es Roboter, autonome Fahrzeuge oder Software-Komponenten. Vielmehr zielen die Ausführungen darauf ab, ein Verständnis über das generelle Funktionieren derartiger Systeme zu gewinnen. Im Mittelpunkt der Betrachtung steht das Verhältnis von Nutzer und KI-System.

Die letzten Jahre standen im Zeichen großer Fortschritte bei Hardware und Algorithmen für die KI. Sie könnten den Weg ebnen für neue Einsatzszenarien in Wirtschaft, Politik und Gesellschaft. Es lässt sich bereits erahnen, dass der Einsatz von KI gravierende Veränderungen nach sich ziehen wird. Eine aktuelle Umfrage zeigt: Zwar geben 74 Prozent der Befragten an, dass kognitive Maschinen eine große Bedeutung für die Zukunft des Unternehmens haben werden, aber nur 23 Prozent bescheinigen, dass diese bereits integraler Bestand einer Strategie seien.¹

Ein besseres Verständnis über die Grundlagen von KI scheint dringend geboten. Gefragt sind praktikable Vorgehensweisen, sinnvolle Methoden und einfache Instrumente, um den Einsatz von KI zu bewältigen. Schon ein schneller Faktencheck zeigt, dass das Verhältnis von Mensch und intelligenter Maschine seit Jahrzehnten zwar akademisch tiefgehend erörtert, aber praktisch jedoch wenig behandelt wurde.² Und dies mag ein Grund dafür sein, dass in der die Begriffswelt der KI heute ein ziemliches Durcheinander herrscht. Ein Blick aus der Perspektive von Unternehmen und Organisationen auf die KI könnte helfen, mehr Klarheit schaffen.

Der Einsatz von KI im geschäftlichen Kontext dient der Wertschöpfung: Sie steigert die Fähigkeit einer Organisation, für jede Situation in kurzer Zeit adäquate Entscheidungen zu treffen (»kognitives Unternehmen«).³ Diesem Ziel folgte bisher jede Art von Informationstechnik - auch die KI. Von dieser Annahme ausgehend werden in diesem Leitfaden zwei Resultate entwickelt: Zum ersten eine Taxonomie der Automation des Entscheidens und zum zweiten ein Stufenmodell der Automation des Entscheidens. Beide Perspektiven sollen den holprigen Diskurs um KI kanalisieren helfen und um eine Sichtweise ergänzen, die auf den eigentlichen Zweck von KI abzielt: Im Mittelpunkt steht die Interaktion von Menschen mit Werkzeugen, die kognitive Fähigkeiten simulieren und dabei unterstützen, Entscheidungen zu treffen, oder die autark agieren.

Dafür wurde die Literatur für das Themengebiet Entscheiden sowie einschlägige Definitionen zur Künstlichen Intelligenz einbezogen, um den Stand der derzeitigen Debatte aufzuzeigen. Eine daraus abgeleitete Klassifikation unternimmt den Versuch, viele derzeit kursierende KI-Definitionen zu systematisieren, um den Begriff praktikabel zu machen.

1 Vgl. (Neef, 2017)

2 Vgl. (von Randow, 2017)

3 Vgl. (Kelly & Hamm, 2014) sowie (Lewis & Lee, 2015)

2 Einführung

2 Einführung

Schon immer strebt der Mensch danach, Arbeit zu vereinfachen oder sich ihrer zu entledigen.⁴ Ob Steinaxt oder Roboter: Technischer Fortschritt hilft, einen Großteil menschlicher Arbeit an Maschinen zu delegieren. Die Abbildung 1 zeigt technische Sprünge, die jeweils einen Paradigmenwechsel in der Organisation von Arbeit nach sich zogen.

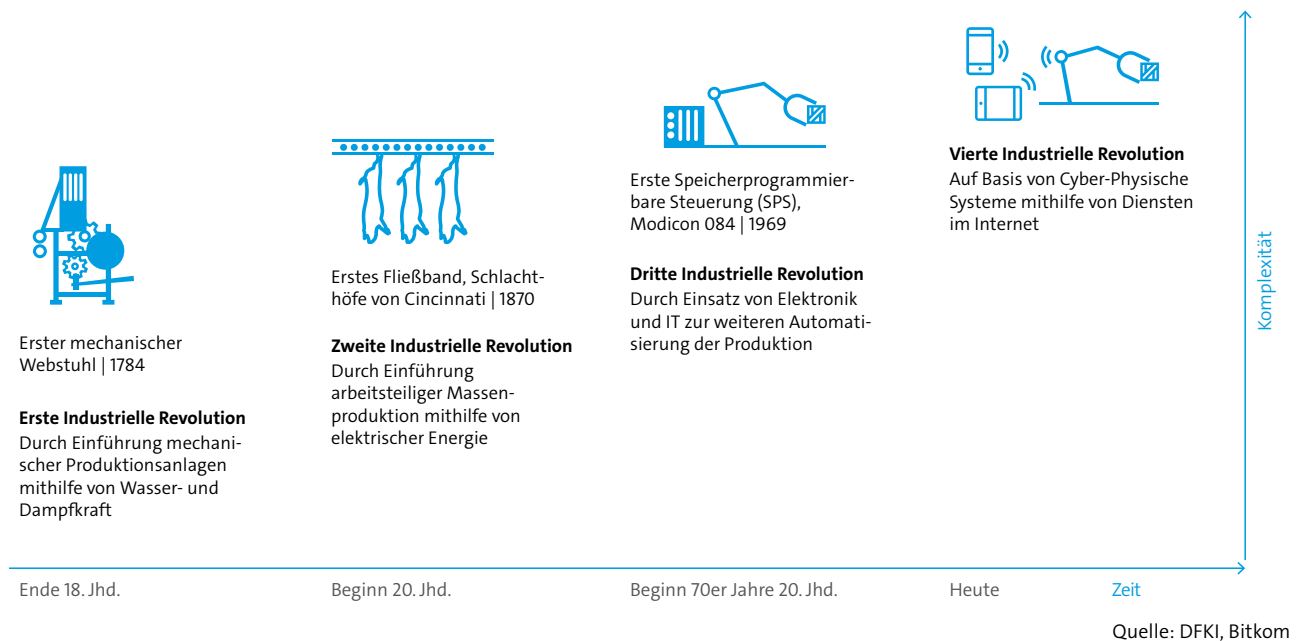


Abbildung 1: 4 Stufen der industriellen Entwicklung

Die Gesellschaft steht in dieser Dekade an der Schwelle eines qualitativen Sprungs in der Organisation von Arbeit, deren Treiber die kognitive Maschinen sein werden.

2.1 Ziel des Leitfadens

Das Anliegen dieses Leitfadens ist die Klassifikation der Automation menschlichen Entscheidens auf der Basis von Werkzeugen, die menschliches Denken und Handeln augmentieren oder ablösen.⁵ Die Klasse derartiger Werkzeuge wird bislang mit »Künstliche Intelligenz« bezeichnet.

Ohne auf den Begriff der KI direkt zu verweisen, wurden bereits seit den 1950er Jahre Versuche unternommen, die zunehmende Automation durch Maschinen zu definieren.⁶

⁴ Vgl. (Bainbridge, 1983)

⁵ Vgl. (Bataller & Harris, 2016)

⁶ Vgl. (Fitts, 1951)

In den folgenden Jahren wurden erste Schritte unternommen, die Automation durch Maschinen als ein Stufenmodell zu verstehen und verschiedene Schritte voneinander abzugrenzen.⁷ Es wurde schon damals darüber spekuliert, ob KI komplexe Entscheidungssituationen automatisieren kann.

Im vorliegenden Leitfaden wird ein Konzept entwickelt, um das Phänomen KI für den organisationalen Kontext handhabbar zu machen. Um ein dafür passendes Vorgehen auszuwählen, wurde nach einer ähnlichen Problemstellung gesucht. Eine solche fand sich bei Autoherstellern. Diese hatten sich der Frage angenommen, die Automation des Autofahrens zu operationalisieren.⁸

Allerdings stellten die Autoren eine generelle Frage: Was bedeutet die Automation des Entscheidens? Die Überlegungen zur Automation des Fahrens stellen ja lediglich ein Beispiel für die Frage dar, wie KI jede Situation verändert, in der Menschen wichtige Entscheidungen an Algorithmen delegieren. Die Mathematik ist zwar in der Lage, das Phänomen des Entscheidens formal zu erfassen.⁹ Diese Perspektive schien für den Leitfaden allerdings wenig praktikabel. Deshalb wurde die Frage des Entscheidens auf Aufgaben beschränkt, die typischerweise in organisationalen Kontexten auftreten. Aus dieser Prämisse wurde eine Taxonomie der Automation des Entscheidens abgeleitet, die drei Hauptkategorien mit jeweils mehreren Unterkategorien umfasst. Redundante und verwandte Unterkategorien wurden zusammengeführt, für die Zwecke der organisationalen Domäne irrelevante gestrichen. In die Clusterbildung flossen sowohl nicht-funktionale (i.e. übergreifende) Kategorien¹⁰ wie auch organisatorische¹¹ und informationstheoretische¹² Kriterien ein.

Aus der Taxonomie wurde ein 5-Stufen-Modell der Automation des Entscheidens abgeleitet. Es vermittelt, wie sich das Verhältnis zwischen Mensch und Maschine sukzessive verschiebt, je mehr Algorithmen ehemals menschliche Expertise simulieren. Sowohl die Taxonomie wie auch das 5-Stufen-Modell sind geeignet, eine Reihe grundlegender Fragen an die KI anzugehen. Der Begriff »Künstliche Intelligenz« wurde für die Praxis operationalisiert.

7 Vgl. (Endsley & Garland, 2000)

8 Vgl. (SAE International, 2014)

9 Vgl. (Thrall, 1984)

10 Vgl. (Jackson, 1997) und (Bray, 2002)

11 Vgl. (Weick, 2009) sowie (Drucker, 1999)

12 Vgl. (Bloom, 1956) und (Anderson, et al., 2001)

2.2 Geschichte des Begriffs »Künstliche Intelligenz«

Kaum ein anderer Begriff aus der Informationstechnik wird derzeit so inflationär benutzt wie Künstliche Intelligenz. Dabei prägt den Begriff einerseits bereits eine jahrzehntelange Tradition. Der Terminus wurde 1956 durch John McCarthy eingeführt.¹³ Andererseits gibt es bis heute keine einheitlich akzeptierte Definition.

In den 1970er Jahren begann die Digitalisierung industrieller Fertigungsprozesse. Beginnend bei Teilschritten und einzelnen Maschinen innerhalb der Produktion wurden manuelles Steuern und Regeln durch Rechenanlagen ersetzt. Etwa zur gleichen Zeit begannen Wissenschaftler zu diskutieren, wie eine Maschine »Künstliche Intelligenz« zeigen könne. Der Anspruch lag hoch: Maschinen sollten mit Hilfe einer großen Menge von Daten eigenständig Entscheidungen treffen können. Sie sollten selbstständig Erfahrungen machen und aus Versuch und Irrtum lernen.

Obwohl die theoretischen Grundlagen für KI bis in die 1930er Jahre zurückreichen, scheiterte die praktische Umsetzung an technischen Grenzen: Computer arbeiteten langsam, Speicherplatz war kostbar und deshalb begrenzt.¹⁴ Etwa um die Jahrtausendwende änderten sich die Vorzeichen sehr rasch. Prozessoren wurden sehr viel schneller. Und weit wichtiger: Immer mehr relevante Daten wurden digital verfügbar.¹⁵ Damit konnten nun die »Dampfmaschinen für das Denken« antreten, unsere Gesellschaft ähnlich radikal umzubauen, wie es einst Dampfmaschinen für die Muskelkraft taten.¹⁶ Mit den großen, technischen Fortschritten steht die Gesellschaft mit KI am Beginn einer neuen Ära: Menschen überwinden ihre kognitiven und kreativen Grenzen. Maschinen simulieren menschliche Denkstile und konkurrieren damit um Arbeitsplätze, die bisher Menschen vorbehalten waren.¹⁷

13 Vgl. (McCarthy, Minsky, Rochester, & Shannon, 1955)

14 Vgl. (Campbell-Kelly, Aspray, Ensmenger, & Yost, 2015)

15 Vgl. (Gantz & Reinsel, 2012)

16 Vgl. (Holtel, 2016)

17 Vgl. (Wang & Chiew, 2010), (Frey & Osborne, 2017), (Brzeski & Burk, 2015) und (Bundesministerium für Arbeit und Soziales | nextpractice, 2016)

2.3 Nicht-technische Aspekte der KI

Eine Umfrage zeigt: 25 Prozent der Befragten sehen im Einsatz kognitiver Maschinen gesellschaftliche Risiken, für 75 Prozent überwiegen die Chancen.¹⁸ Es stellen sich Fragen, die der technischen Perspektive auf die KI entgleiten. Sie reichen zu weit darüber hinaus. Einige Beispiele:

Menschen vertrauen beispielsweise einer Maschine, wenn sie zuverlässig arbeitet und sie ein Verständnis davon haben, wie und warum sie funktioniert. Aber je größer die ihre kognitiven Fähigkeiten werden, desto weniger können sie erkennen, was sie eigentlich macht. Und das beeinflusst maßgeblich unser Vertrauen in das Funktionieren dieser Maschinen.¹⁹ Wahrscheinlich müssen wir sogar bald menschliche Maßstäbe an das Vertrauen zu Maschinen anlegen und auf einem ähnlichen Niveau darüber diskutieren.²⁰

Ein weitere Herausforderung werden für den Einsatz von KI nicht etwa zuverlässige Algorithmen sein, sondern die Daten, mit denen sie angefütert werden müssen. Genauso, wie sich die Vorurteile und Erwartungen von Programmierern in den Rechenprozessen widerspiegeln²¹, so werden Vorurteile, die sich durch das Verschlagworten von Daten durch Menschen (z. B. um Bilder zu beschreiben) einschleichen, eine dominante Rolle spielen.²² Der Einsatz von KI wird aber mit noch wichtigeren Fragen konfrontieren: KI führt dazu, dass sich organisationale Machtverhältnisse verschieben.²³ Und schließlich wirft KI neuartige philosophische Fragen über das Wesen des Denkens und die Natur des Menschen auf.²⁴ Tatsächlich werden in der Folge moralische und ethische Fragen neu zu bewerten sein.²⁵ Alle diese Themen sind wichtig, weisen aber über das Ziel dieses Leitfadens hinaus.

18 Vgl. (Neef, 2017)

19 Vgl. (Muir, 1994)

20 Vgl. (Rempel, Holmes, & Zanna, 1985)

21 Vgl. (Stacy & MacMillan, 1995)

22 Vgl. (Eveleth, 2016)

23 Vgl. (Holte, 2014)

24 Vgl. (Metzinger, 2014)

25 Vgl. (Muehlhauser & Helm, 2012)

3 Modell für die Automation des Entscheidens

3 Modell für die Automation des Entscheidens

Im Kapitel 3 wird die Tätigkeit des Entscheidens mit Hilfe von Werkzeugen untersucht. Es gilt, verschiedene Arten des Verhältnisses von Mensch und Maschine voneinander abzugrenzen. Dafür wird ein Modell entwickelt, das sich aus zwei Teilen zusammensetzt.

- Der erste Teil thematisiert generelle Fähigkeiten des menschlichen Denkens. Diese Perspektive mündet in einer zweistufigen Taxonomie, um jede Art von Entscheidungssituation im Kontext mit Maschinen allgemein zu verorten (Kapitel 3.1).
- Der zweite Teil betrachtet das Verhältnis von Mensch und Maschine in Entscheidungssituationen. Dies können wiederkehrende Entscheidungen in Echtzeit sein (z. B. bei autonomen Autos oder Drohnen) oder Entscheidungen, die komplexe Analysen voraussetzen und aus denen Prognosen entstehen (z. B. Stromverbrauchsspitzen steuern, Verkehrsströme lenken). Daraus leitet sich ein 5-Stufenmodell der Automation des Entscheidens ab (vgl. Abschnitt 3.2).

Die Perspektive aus zwei Richtungen (von unten: Taxonomie des Entscheidens, von oben: Stufenmodell der Automation des Entscheidens) hilft, das Wesen der KI zu verstehen und für ihren Einsatzzweck in der Praxis zu verorten.

3.1 Taxonomie des Denkens

Jede KI mit höheren kognitiven Fähigkeiten sollte menschliche Denkfähigkeiten mehr oder weniger simulieren können. Denn nur dann könnte ein solches System einerseits natürlichsprachliche, komplexe Dialoge mit Menschen führen und andererseits sukzessive Entscheidungsaufgaben übernehmen, die bisher - insbesondere in Ausnahmesituationen – dem Menschen vorbehalten bleiben (z. B. Auto in einer gefährlichen Situation wieder unter Kontrolle bringen).

In Forschung und Praxis existiert seit Jahrzehnten ein etablierter Kanon von Begriffen, um Aussagen über generelle, kognitive Kompetenzen von Menschen zu treffen. Ausgehend von der sogenannten Bloom-Taxonomie²⁶ wurde ein Pyramidenmodell entwickelt²⁷, das kognitive Lernziele beschreibt (vgl. Abbildung 2).

²⁶ Vgl. (Bloom, 1956)

²⁷ Vgl. (Anderson, et al., 2001)



Abbildung 2: Hierarchische Klassifikation kognitiver Fähigkeiten²⁸

Die Pyramide vermittelt ein Gesamtbild über das kognitive Lernpotenzial eines Menschen. Bloom erkennt drei Typen von Lernzielen: kognitive, affektive und sensorische. Für die Zwecke dieses Leitfadens werden aber lediglich die kognitiven Aspekte des Lernens herangezogen, nämlich: Erinnern, Verstehen, Anwenden, Analysieren, Evaluieren und Entwickeln (vgl. Abbildung 2). Diese spiegeln am ehesten die derzeitigen und absehbaren technischen Fortschritte in der KI wider - auch wenn es plausible Hinweise darauf gibt, dass Entscheidungen von vielen weiteren Faktoren abhängen, z. B. von der Tageszeit.²⁹

Bloom nimmt an, dass die kognitive Fähigkeit auf einer Ebene jeweils die Voraussetzung für die der jeweils nächsten Ebene ist. Zur Spitze hin nimmt das kognitive Potenzial hin stetig zu. Die kognitive Kompetenz des Entscheidens liegt in etwa auf der Ebene zwischen Evaluieren und Entwickeln.

3.2 Stufenmodell der Automation des Entscheidens

Die Übertragung dieser Pyramide auf die Automation des Entscheidens hat eine erstaunliche Konsequenz: KI lässt sich nicht nur allgemein aus der Perspektive der maschinellen Simulation des menschlichen Denkens betrachten. Vielmehr könnte für die Praxis anderes viel wichtiger sein: Das Verhältnis von Mensch und Maschine auf den Ebenen der Bloom-Pyramide. Dieser Grundidee kognitiver Kompetenzen folgend wird die Dynamik der Automation des Entscheidens in diesem Leitfaden verstanden: Die Ausprägung der Automation des Entscheidens spiegelt sich im Grad der Interaktion zwischen Mensch und Maschine wider.

Um mit diesem Ansatz arbeiten zu können, wird eine Klassifikation vorgeschlagen, die über sechs Stufen (respektive Stufe 0 als Ausgangspunkt) eine Automation des Entscheidens festlegt.

²⁸ angelehnt an (Anderson, et al., 2001)

²⁹ Vgl. (Leone, Slezak, Golombek, & Sigman, 2017)

Diese Granularität lehnt sich eng an das 5-Stufenmodell der Automation des Fahrens an.³⁰ Die Abbildung 3 zeigt das Kontinuum dieser Beziehung von Mensch und Maschine in Situationen mit Entscheidungsbedarf. Im Kapitel 4 wird dieses Kontinuum detailliert beschrieben.

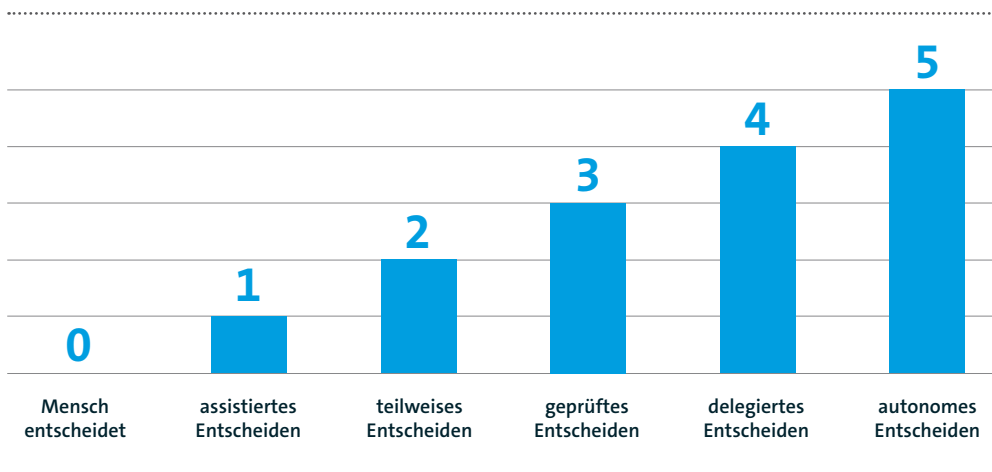


Abbildung 3: 5 Stufen der Automation des Entscheidens

Die Kernfrage für ein System mit kognitiven Fähigkeiten ist, ob und inwieweit es die Prozesse menschlichen Entscheidens unterstützt (tendenziell zur linken Seite des Kontinuums, ab Stufe 1) oder den Menschen gänzlich ersetzt (tendenziell zur rechten Seite des Kontinuums, Stufe 5). Diese Perspektive auf das Verhältnis von Mensch und Maschine spiegelt sich in Konzepten wider, die seit Jahrzehnten bekannt sind.

- »Human-in-the-loop« (HITL)³¹,
- »Level of Automation« (LoA)³² oder
- »Situation Awareness« (SA)³³

zeigen, dass das Phänomen zunehmender Automation in der Vergangenheit bereits variantenreich aufgegriffen und thematisiert wurde. In der Praxis finden sich hierzu eine Vielzahl von Beispielen: Fortschritte und Rückfälle für die Automation des Fliegens führten zur Diskussion, ob es Grenzen für die Automation des Flugzeugscockpits geben sollte. Große Industrie-Unfälle wie z. B. Tschernobyl resultierten aus der inadäquaten Bedienung von Maschinen in Extremsituationen.³⁴

³⁰ Vgl. (SAE International, 2014)

³¹ Vgl. (Wikipedia)

³² Vgl. (Frohm, Lindström, Winroth, & Stahre, 2006)

³³ Vgl. (Endsley & Garland, 2000)

³⁴ Vgl. (Shakharov & Medvedev, 1991)

4 Taxonomie der Automation des Entscheidens

4 Taxonomie der Automation des Entscheidens

Das Kapitel 4 beschreibt die Tätigkeit des Entscheidens unter der Annahme, dass eine maschinelle Komponente involviert ist. Dafür wird eine Taxonomie über zwei Stufen aufgebaut. Sie enthält drei Hauptkategorien, die durch jeweils zwei bis vier Unterkategorien beschrieben werden. Diese Taxonomie kann lediglich eine Annäherung an die Komplexität von Entscheidungssituationen im Allgemeinen und von Entscheidungssituationen mit Hilfe von Werkzeugen im Besonderen sein. Für das Ziel dieses Leitfadens wird die Beschreibung aber hinreichend sein. Detaillierte Ausführungen mögen das theoretische Verständnis erhöhen – aber gleichzeitig auch die Hürden, darauf aufbauende Erkenntnisse praktisch anzuwenden.

Die prinzipielle Dynamik der Interaktion zwischen einem Menschen, eines Werkzeuges bzw. einer Maschine und einer zu treffenden Entscheidung kann in Anlehnung an das TRIAD-Modell³⁵ in drei Varianten aufgebrochen werden (vgl. Abbildung 4). Das Modell hilft zu verstehen, wie sich die Beziehung zwischen Mensch und Aufgabe ändert, sobald ein Werkzeug oder eine Maschine verfügbar wird.

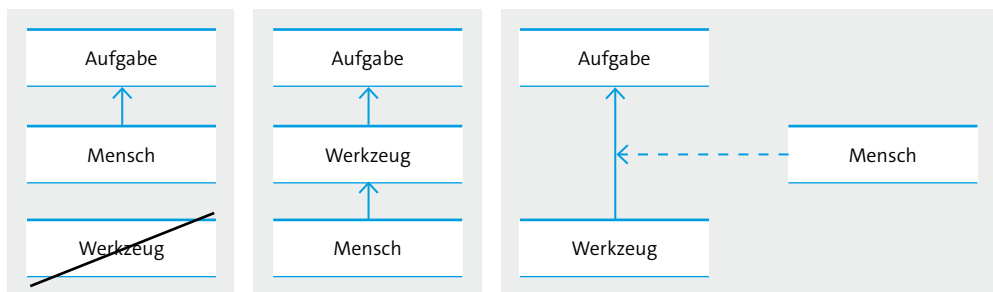


Abbildung 4: Interaktion zwischen Mensch, Werkzeug und Aufgabe³⁶

Es wurden drei Hauptkategorien bestimmt, um eine Taxonomie von Kategorien des Entscheidens zu entwickeln. Für jede Art von Entscheidung bedarf es einer Aufgabe, eines Akteurs und einer Maschine (vgl. Abbildung 5).

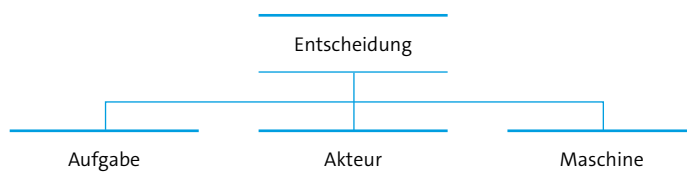


Abbildung 5: Drei Hauptkategorien terminieren die Tätigkeit des Entscheidens

35 Vgl. (Breton, Roy, & Paradis, 2002)

36 Angelehnt an (Breton, Roy, & Paradis, 2002)

Ausgangspunkt für eine Entscheidung ist die Aufgabe. Sie beschreibt die Situation, in der eine Entscheidung fallen soll. Die Kategorie Akteur bezeichnet den oder die Menschen in dieser Situation. Die Maschine spezifiziert Typ und Funktion eines Systems, das Entscheiden entweder beeinflussen oder vollständig übernehmen kann.

In den Abschnitten 4.1 bis 4.3 werden die Hauptkategorien jeweils weiter heruntergebrochen.

4.1 Aufgabe

Es gibt viele Faktoren, die das Entscheiden beeinflussen. Für eine grobe Annäherung für die Zwecke dieses Leitfadens wurden die in Abbildung 6 angegebenen Faktoren isoliert:

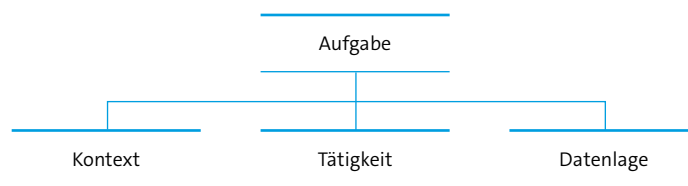


Abbildung 6: Drei Unterkategorien beschreiben die Hauptkategorie Aufgabe

Die Bedeutung der drei Unterkategorien erklärt sich wie folgt:

- Der Kontext umfasst Parameter, die generell Einfluss auf die Entscheidung haben, beispielsweise thematische oder zeitliche Restriktionen, Störquellen oder Einflüsse, die die Tätigkeit der Situation des Entscheidens im weiteren Sinne prägen.
- Die Tätigkeit umfasst die Liste kognitiver Teilaktivitäten, um eine Entscheidung zu treffen, z. B. Analyse, Recherche, Evaluation, Hypothesen bilden. In der Regel kulminiert das Verketteten mehrerer dieser kognitiven Teildisziplinen in die Option, eine plausible Entscheidung zu treffen.
- Die Datenlage beschreibt Verfügbarkeit und Zustand von Datenquellen, die für eine Entscheidung benötigt werden: Sind die Daten vollständig oder unvollständig? Sind die Datenquellen wohl strukturiert oder konfus? Ist die Datenlage eindeutig oder ambivalent? Sind die Daten in Echtzeit abgreifbar oder lediglich zeitversetzt? Datenlagen bilden – neben der Interaktion mit einem menschlichen Bediener – für die KI das einzige Kriterium, um Entscheidungen zu fällen. Leidet ihre Qualität, wird auch die Qualität der Entscheidungen leiden.

4.2 Akteur

In dieser Hauptkategorie werden Bestandteile zusammengefasst, die die Rolle des Menschen in einer Entscheidungssituation mit Maschinen charakterisieren (vgl. Abbildung 7).

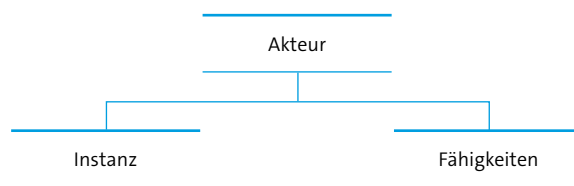


Abbildung 7: Unterkategorien der Kategorie Akteur

Der Akteur lässt sich durch zwei Kriterien näher bestimmen:

- Die Instanz beschreibt, wer genau das menschliche Pendant im Zweiklang von Mensch und Maschine darstellt. Das ist einerseits eine Person, die in ihrer Organisationsrolle und auf Basis ihrer Persönlichkeit Entscheidungen fällt (z. B. Angebot auswählen, Vertrag unterzeichnen, Projekt stoppen). Sie repräsentiert andererseits eine Gruppe von Menschen, die als Team mit einer KI zusammenarbeiten und im eigenen, direkten Dialog stehen. Dann könnte KI beispielsweise Funktionen übernehmen, die Licklider bereits in den 1960er Jahren vorausgesagt hat.³⁷ Er postulierte, dass Menschen und Computer eines Tages in einer symbiotischen Beziehung zueinander stehen würden. Dabei würden Maschinen den Menschen anleiten, strukturierter zu denken oder bessere Entscheidungen zu treffen.
- Fähigkeiten umfassen die kognitiven und emotionalen Kompetenzen des Entscheiders, wenn er ein Werkzeug nutzt, um Entscheidungen zu fällen. Dazu gehören z. B. seine Medienkompetenz oder sein Grad an »kognitiver Literalität«³⁸, seine Stressresilienz oder seine emotionale Intelligenz.³⁹

37 Vgl. (Licklider, April 1968)

38 Vgl. (Holtel, Denkwänge in Zeiten der Denkmaschine. Ein Plädoyer für kognitive Literalität, 2017)

39 Vgl. (Goleman, 2005)

4.3 Maschine

In dieser Domäne werden Attribute aufgeführt, die die technische Instanz beschreiben, die mit KI-Fähigkeiten ausgestattet ist. Drei relevante Ausprägungen sind zu unterscheiden: Funktionen, Modalität und Einbettung (vgl. Abbildung 8).

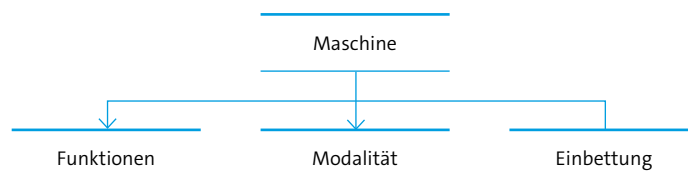


Abbildung 8: Unterkategorien der Kategorie Maschine

Die Bedeutung der Unterkategorien erklärt sich im Einzelnen wie folgt:

- Eine Maschine kann unterschiedliche Ausprägungen haben. Der Rechenschieber ist eine sehr einfache Maschine, nämlich lediglich ein Werkzeug - das Roboterauto dagegen eine außerordentlich komplexe Maschine.
- Funktionen beschreiben den Umfang kognitiver Fähigkeiten, um einige oder mehrere Aspekte des Entscheidens mittels der Maschine auszuführen, z. B. die Verfügbarkeit von Algorithmen oder Antwortzeiten.
- Die Modalität adressiert die Art des Dialogs zwischen Mensch und Maschine. Heute sind die technischen Möglichkeiten beschränkt. Ein Benutzer muss sich den Ausprägungen der Maschine anpassen (Programmier- oder Makrosprache lernen, graphische Schnittstelle bedienen). Die nahe Zukunft lässt aber erwarten, dass ein natürlichsprachlicher Dialog von Mensch und Maschine zum Standard wird.
- Einbettung bedeutet, inwieweit eine Maschine einen Regelkreis vielfacher Entscheidungen ermöglicht. Eine intelligente Tabellenkalkulation etwa wäre lediglich ein Werkzeug, um potenziell alternative Entscheidungen abzuwägen. Ein mit Sensoren und Aktuatoren ausgestattetes Roboterauto dagegen trifft Entscheidungen in Echtzeit und setzt die Entscheidung direkt um. So entsteht eine Rückkopplung von Rezeption, Bewertung, Entscheidung und Reaktion.

5 5-Stufen-Modell der Automation des Entscheidens

5 5-Stufen-Modell der Automation des Entscheidens

Im Folgenden wird ein Stufenmodell vorgestellt, das die Automation des Entscheidens beschreiben soll. Dafür wird jede Stufe erläutert und von der jeweils vorherigen und folgenden beispielhaft abgegrenzt. Die Übergänge sind fließend und manchmal schwer auszumachen. Aber ein derartiger Fokus auf den Einsatz von KI weitet den Blick für die Herausforderungen, die ein Unternehmen tatsächlich durch den Einsatz von KI zu bewältigen hat.

Deshalb wird ein Stufenmodell vorgeschlagen, das fünf dedizierte Stufen der Automation des Entscheidens umfasst (vgl. Abbildung 3). Einerseits umgeht dieses Vorgehen die bis heute höchst umstrittene Frage, was genau die Simulation kognitiver Denkprozesse eigentlich ist. Andererseits stellt sie aber sicher, dass das für die Praxis vielschichtige Verhältnis von Mensch zu Maschine in den Vordergrund rückt.⁴⁰ Als Ausgangsbasis jeder Automation des Entscheidens wird die Stufe 0 angenommen.

Mit dieser Granularität orientiert sich das Modell an den ebenfalls fünf Stufen, die Autoingenieure für die Automation des Autofahrens entwickelt haben.⁴¹ Definierte Stufen helfen in einer Vielzahl von Fällen, den theoretischen oder praktischen Nutzen von KI-Techniken in der Praxis einzuschätzen.

Im Folgenden werden die fünf Stufen des Stufenmodells voneinander abgegrenzt.

5.1 Stufe 0 – Mensch entscheidet

Der Akteur trifft seine Entscheidung allein. Es gibt keine Maschine, die ihn aktiv unterstützt. Diese Stufe ist der Ausgangspunkt für das Stufenmodell der Automation. Von hier ausgehend entfaltet sich die schrittweise Abtretung von Autonomie an die Maschine.

⁴⁰ Vgl. (Bainbridge, 1983) und (Baxter, Rooksby, Wang, & Khajeh-Hosseini, 2012)

⁴¹ Vgl. (SAE International, 2014)

5.2 Stufe 1 – Assistiertes Entscheiden

Die Einführung von Systemen, die beim Entscheiden unterstützen, begann mit Werkzeugen der Tabellenkalkulation in den 1980er Jahren. Expertensysteme gab es zwar schon früher, aber nur eine begrenzte Anzahl von Nutzern. Im Gegensatz zur manuellen Vorgehensweise lieferte eine Tabellenkalkulation zum ersten Mal in kürzester Zeit Antworten auf komplexe Fragen.⁴² Diese Fähigkeit führte dazu, dass Akteure anfangen, Simulationen durchzuspielen oder alternative Lösungen zu untersuchen.

Zwar sind Fehler in der Handhabung nicht selten und Benutzer überschätzen ihre Fähigkeiten, das Werkzeug richtig zu bedienen.⁴³ Aber dennoch steigerten Tabellenkalkulationen die Effizienz nach damaligen Schätzungen um das 80-fache.⁴⁴

5.3 Stufe 2 – Teilweises Entscheiden

Das System übernimmt einerseits die Berechnung, z. B. der Abfolge von Transaktionen in einer Online-Bestellung. Gleichzeitig kann es aber in dedizierten Anwendungsfällen selbständig Entscheidungen treffen, beispielsweise wenn Bediener mit Alexa Echo mittels Zuruf Kaufvorgänge auslösen. Aber alle Entscheidungen hängen davon ab, dass der Akteur seine Präferenzen zuvor geäußert hat. Die Entscheidungen laufen entlang einer reglementierten Kette von Optionen. Die Verantwortung, diese Kette zu aktivieren, verbleibt beim Bediener.

5.4 Stufe 3 – Geprüftes Entscheiden

Auf dieser Stufe entwickelt das System aus einer Situation heraus eigene Vorschläge. Ein Beispiel ist die Suchfunktion in Google Assistant. Auswahl und Priorisierung geschehen durch einen Algorithmus, der nach eigenem Gutdünken auf alle verfügbaren Datenquellen zurückgreift (ggf. auch unqualifizierte, mehrdeutige oder irreführende). Dem Bediener bleibt es allerdings überlassen, Vorschläge anzunehmen, abzulehnen oder die Suche zu wiederholen und zusätzlich die Parameter zu ändern.

42 Vgl. (Power, 2003)

43 Vgl. (Panko R. R., 1998)

44 Vgl. (Pea, 1985)

5.5 Stufe 4 – Delegiertes Entscheiden

Ab hier überlässt ein Mensch dem System dauerhaft die Kontrolle über eine definierte Situation, z. B. die Steuerung der Kühlleistung eines Rechenzentrums. Google konnte mit einem derartigen System den Energieverbrauch um 40 Prozent senken.⁴⁵ Das System erkennt seine Leistungsgrenzen selbst und entwickelt bessere Strategien, um Energie effizienter zu nutzen. Allerdings kann der Kontext (z. B. Naturkatastrophen, Zusammenbruch der Energiezufuhr) dazu führen, dass das System im Kontext nach menschlichem Ermessen nicht mehr adäquate Entscheidungen trifft. In diesem Fall muss ein Mensch die Kontrolle zurückgewinnen. Im Unterschied zu Stufe 3 übernimmt das System auch Entscheidungen, wenn der Bediener z. B. nicht auf die Aufforderung reagiert, die Kontrolle zu übernehmen. Das spielt für die Praxis eine erstaunlich große Rolle. Eine Studie zum autonomen Auto fahren etwa zeigte, dass sich die Reaktionszeit der Benutzer zwischen 1,9 und beachtlichen 26,7 Sekunden bewegte.⁴⁶

5.6 Stufe 5 – Autonomes Entscheiden

Das System übernimmt dauerhaft und zuverlässig die Kontrolle über Entscheidungen für eine große und komplexe Anwendungsdomäne. In den festgelegten Situationen ist kein Bediener mehr nötig, etwa beim Einsatz eines Robotertaxis in einem definierten Gebiet, beim Fahren von autonomen Fahrzeugen in Parkhäusern oder autonomen Linienbussen auf festgelegten Routen. Auch Problemfälle und unerwartete Situationen kann das System ohne menschlichen Eingriff bewerkstelligen. Für Stufe 5 muss vor allem die Versorgung mit relevanten Daten in nahezu Echtzeit sicher funktionieren. Denn sie sind zwingende Grundlage jeder Entscheidungssituation. Die Stufe 5 beschreibt ein autark arbeitendes System, das jedoch auf Wunsch des Bedieners auch manuell bedient werden kann.

⁴⁵ Vgl. (DeepMind)

⁴⁶ Vgl. (Eriksson & Stanton, January)

6 Automation des Entscheidens – Beispiele

6 Automation des Entscheidens – Beispiele

Im Kapitel 6 werden beispielhafte Dienste und Produkte gezeigt, die derzeit bereits auf dem Markt verfügbar sind. Sie geben exemplarisch einen Eindruck von der Palette an Möglichkeiten, wo KI heute und zukünftig eine gewichtige Rolle spielen kann.

6.1 AI Plattform bei RWE: Kundendialoge führen

Beim Energiekonzern RWE werden die Erfassung und Verarbeitung der Kundenkorrespondenz durch die AI Plattform von ITyX unterstützt. Sie erkennt Muster in unstrukturierten Textpassagen wie E-Mails oder Briefen. Das Anliegen (Worum geht es dem Kunden?) sowie dessen Weiterverarbeitung (Wer ist Experte dafür?) werden automatisiert getroffen. 80 Prozent der eingehenden Service-Anfragen werden auf diese Weise durch die KI automatisch in die Bestandssysteme übertragen. Mitarbeiter werden so von manuellen Routinetätigkeiten entlastet. Da die KI durch Beispieldaten angelernt wird, sind Eingriffe und ständige Optimierungen an den Regelwerken nicht länger erforderlich.

6.2 H bei Hitachi: Lagerarbeiter delegieren

Der japanische Elektronikkonzern Hitachi entwickelte eine KI-Technik namens »H«, die für verschiedene Anwendungszwecke adaptiert wurde.⁴⁷ So wurde die KI in Lagerhallen installiert, um Arbeitsaufträge und Instruktionen an Lagerarbeiter zu administrieren. H analysierte, wie Arbeiter Probleme angingen und schlussfolgerte, wann eine Lösung die Effizienz gesteigert hatte. Dieser Ansatz entsprach der in Japan populären Methode des Kaizen, der permanenten Verbesserung von Arbeitsprozessen. Das Unternehmen gibt an, mit dieser KI die Produktivität im Vergleich zu ähnlichen Lagerhäusern um 8 Prozent gesteigert zu haben.

6.3 Watson bei Fukoku: Schadensfälle beurteilen

Der japanische Lebensversicherer Fukoku Mutual Life setzt seit Januar 2017 eine KI ein.⁴⁸ Das Unternehmen musste im Jahr 2015 ca. 132.000 Schadensfälle beurteilen. Nun plant es, einen Großteil der Sachbearbeiter durch IBM Watson zu ersetzen. Dafür wird die KI mit Informationen über den Krankheitsverlauf eines Patienten gefüttert: Untersuchungsberichte, Anamnesen, Operationsverläufe und Krankenhausaufenthalte. Die letztendliche Entscheidung verbleibe allerdings in jedem Fall bei einem menschlichen Sachbearbeiter.

⁴⁷ Vgl. (Hitachi, 2015)

⁴⁸ Vgl. (The Mainichi Japan, 2016)

Dennoch sollen in wenigen Monaten 34 Personen durch die KI überflüssig werden. Die Kosten der Installation belaufen sich auf 1,7 Mio. Euro, die laufenden Kosten werden mit lediglich 125.000 Euro pro Jahr veranschlagt.

6.4 NeuroBayes bei Otto Versand: Retouren vermeiden

Otto ist ein Multichannel-Unternehmen und in Deutschland einer der größten Onlinehändler für Fashion und Lifestyle. 75 Prozent des Gesamtumsatzes erwirtschaftet der Konzern über Online-Shops. Angeboten werden 1,8 Mio. Artikel und 3.600 Marken. Bei der komplexen Auswertung vorhandener Datenvolumen stießen die bei Otto etablierten Prognosemethoden an Ihre Grenzen. Mit der KI NeuroBayes konnte Blue Yonder den Anteil an Retouren wirksam senken.⁴⁹ Dafür beantwortet die KI mittels großer Datenmengen in Form von Prognosen verschiedene Fragen. Sie ist selbstlernend, d. h. im Laufe der Zeit nähern sich die Vorhersagen immer stärker den gemessenen Werten an. Blue Yonder ermittelte, dass sich die Prognosen je nach Angebotsträger um 20 bis 40 Prozent verbesserten und die Restbestände zum Saisonende drastisch sanken. Außerdem ließen sich mit Prognosen über Retouren andere Maßnahmen bei Otto identifizieren, um das Sortiment und die Logistik zu optimieren.

6.5 Amelia bei der Bezirksverwaltung North London Borough: Formulare ausfüllen

Im Bezirk North London Borough leben ca. 330.000 Einwohner. Seit kurzem können sie ihre Anfragen an die Verwaltung an einen digitalen Sachbearbeiter namens Amelia von IPSoft richten.⁵⁰ Das System ist darauf angelegt, dass Eingaben über das Internet schnellstmöglich beantwortet werden. Amelia beantwortet monatlich 55.000 Anrufe und 100.000 Anfragen über das Internet. Sie unterstützt die Einwohner, um Bescheinigungen zu erhalten oder Ausweise und Autokennzeichen zu beantragen. Amelia füllt entsprechende Formulare für die Bürger aus und beantwortet ihre Fragen. Sie soll die Qualität für Bürgerdienste zu geringeren Kosten als bisher sicherstellen. Nach drei Monaten Training konnte Amelia 64 Prozent aller Anfragen erfolgreich erledigen. Für Anrufer sank die Wartezeit von 55 Sekunden auf zwei, die Anfragen waren in durchschnittlich viereinhalb statt früher 18 Minuten erledigt.

49 Vgl. (Zacher, 2012)

50 Vgl. (Low, 2016)

7 Fazit

7 Fazit

Dieser Leitfaden präsentiert einen systematischen Zugang, um Werkzeuge zu klassifizieren, die heute unter dem Begriff Künstliche Intelligenz (KI) verortet werden. Dafür wurden einerseits einschlägig referenzierte Definitionen zu KI auf ihre Eignung für diesen Leitfaden hin untersucht. Andererseits wurde festgestellt, dass Künstliche Intelligenz im Kontext einer Organisation dem Ziel dient, jede Art von Entscheidung potenziell zu automatisieren. Durch diesen Rückgriff auf die Wirkmächtigkeit von KI wurde die generelle Frage nach dem Wesen der KI im Unternehmenskontext aufgeworfen und auf zwei Fragen heruntergebrochen:

- Wie treffen Menschen Entscheidungen?
- In welchem Verhältnis stehen Mensch und Maschine, wenn beide zusammen Entscheidungen treffen?

Als Antwort auf beide Fragen präsentiert dieser Leitfaden zwei Instrumente: Einerseits eine Taxonomie, die das Entscheiden mit Hilfe von Werkzeugen als Tätigkeit zu fassen sucht, andererseits ein 5-Stufen-Modell der Automation des Entscheidens. Auf beiden Ebenen können nun Fragen gestellt und Hypothesen formuliert werden, mit denen sich Organisationen beim Einsatz von KI konfrontiert sehen, z. B.:

- Welche »kognitive Literalität« benötigt ein Bediener, um mit KI-Systemen auf Augenhöhe kommunizieren zu können (Holtel 2017)?
- Welche Rolle spielt das Vertrauen des Menschen in die Automation des Entscheidens?⁵¹
- Wie verändern sich Rollen und Verantwortung in organisationalen Kontexten, wenn Maschinen zunehmend Autorität über Entscheidungen erringen?
- Welche ethischen und moralischen Fragen stellen sich im Falle eines breiten Einsatzes dieser Systeme? Wie z. B. sollen sich Maschinen verhalten, die sich mit dem bekannten »Weichensteller«-Fall⁵² konfrontiert sehen?⁵³

51 Vgl. (Rempel, Holmes, & Zanna, 1985), (Muir, 1994), (Muir & Moray, 1996) sowie (Gold, Körber, Hohenberger, Lechner, & Bengler, 2015)

52 Entscheidung, entweder Menschen durch Unterlassung sterben zu lassen oder durch das Opfern einer Einzelperson zu retten

53 Vgl. (Thomson, 1985)

Andererseits lassen sich aus beiden Instrumenten weitere Instrumente ableiten, die die Verbreitung von KI in Unternehmen und Organisationen unterstützen könnten, z. B.:

- Ein Reifegrad-Modell, um die Frage zu beantworten, wie eine Organisation auf die Verbreitung von KI vorbereitet ist (»kognitives Unternehmen«)⁵⁴
- Ein »KI-Index«, der Produkte und Dienste auf der Basis der Taxonomie und des 5-Stufen-Modells vergleichbar macht
- Ein Vorgehensmodell, um den Nutzen von KI in Unternehmen systematisch aufzuzeigen und prototypisch zu manifestieren, wie z. B. der »IBM Cognitive Build«⁵⁵

Die Taxonomie der Automation des Entscheidens wie auch das 5-Stufen-Modell der Automation des Entscheidens leisten einen praktischen Beitrag, um den Einsatz und die Verbreitung von Systemen mit kognitiven Fähigkeiten erfolgreicher zu gestalten.

Der Arbeitskreis Artificial Intelligence wird Unternehmen und Organisationen mit weiteren Publikationen und Aktivitäten Orientierungen geben, um die Chancen dieser Technik zu nutzen, ohne ihre Risiken aus den Augen zu verlieren.

54 Vgl. (Bitkom, 2015) und (Cooke-Davies, 2006)

55 Vgl. (van de Vliet & Pulver, 2016)

8 Referenzen

8 Referenzen

- Anderson, L. W., Krathwohl, D. R., Airasian, P. W., Cruikshank, K. A., Mayer, R. E., Pintrich, P. R., et al. (2001). *A Taxonomy for Learning, Teaching, and Assessing: A Revision of Bloom's Taxonomy of Educational Objectives*. New York: Addison-Wesley.
- Bainbridge, L. (1983). Ironies of Automation. *Automatica*, Vol. 19 No. 6, S. 775-779.
- Bataller, C., & Harris, J. (2016). Turning Artificial Intelligence into Business Value. Today. Abgerufen am 4. April 2017 von https://www.accenture.com/t20160814T215045__w__/us-en/_acnmedia/Accenture/Conversion-Assets/DotCom/Documents/Global/PDF/Technology_11/Accenture-Turning-Artificial-Intelligence-into-Business-Value.pdf
- Baxter, G., Rooksby, J., Wang, Y., & Khajeh-Hosseini, A. (2012). The ironies of automation ... still going strong at 30? In P. Turner, & S. Turner, *Proceedings of the 30th European Conference on Cognitive Ergonomics* (S. 65-71). New York.
- Bitkom. (2015). Kognitive Maschinen – Meilenstein in der Wissensarbeit. Abgerufen am 5. April 2017 von <https://www.bitkom.org/Bitkom/Publikationen/Kognitive-Maschinen-Meilenstein-in-der-Wissensarbeit.html>
- Bloom, B. S. (1956). *Cognitive Domain*. Longman.
- Bray, I. K. (2002). *An Introduction to Requirements Engineering*. Addison Wesley.
- Breton, R., Roy, J., & Paradis, S. (30. September 2002). A Command Decision Support Interface for Human Factors and Display Concept Validation (Defence R&D Canada - Valcartier, Valcartier QUE (CAN) | DRDC-VALCARTIER-TR-2001-218 — Technical Report). Abgerufen am 10. April 2017 von <http://pubs.drdc-rddc.gc.ca/BASIS/pcandid/www/engpub/DDW?W%3D-SYSNUM=518009>
- Brzeski, C., & Burk, I. (30. April 2015). Die Roboter kommen - Folgen der Automatisierung für den deutschen Arbeitsmarkt, Ing DiBa, Economic Research. Abgerufen am 10. April 2017 von <https://www.ing-diba.de/pdf/ueber-uns/presse/publikationen/ing-diba-economic-research-die-roboter-kommen.pdf>
- Bundesministerium für Arbeit und Soziales | nextpractice. (März 2016). Wertewelten Arbeiten 4.0, März. Abgerufen am 10. April 2017 von http://www.bmas.de/SharedDocs/Downloads/DE/PDF-Publikationen/Forschungsberichte/wertewelten-arbeiten-vier-null.pdf;jsessionid=96EE14F5065B246904561D-D05570C746?__blob=publicationFile&v=2
- Campbell-Kelly, M., Aspray, W., Ensmenger, N., & Yost, J. R. (2015). *Computer: A History of the Information Machine*. Westview Press.
- Cooke-Davies, T. (January/February 2006). *Measuring Organizational Maturity*. Abgerufen am 5. April 2017 von <http://www.pmi-nic.org/public/digitalibrary/97.pdf>
- DeepMind. (kein Datum). DeepMind AI Reduces Google Data Centre Cooling Bill by 40%. Abgerufen am 5. April 2017 von <https://deepmind.com/blog/deepmind-ai-reduces-google-data-centre-cooling-bill-40/>
- Drucker, P. F. (1999). *Management Challenges for the 21st Century*, Chapter 6 (Managing Oneself), pp. 161-195. Abgerufen am 10. April 2017 von <http://enlighteningbrains.blogspot.de/2015/08/drucker-1999-management-challenges-for.html>
- Endsley, M. R., & Garland, D. J. (2000). *Situation Awareness Analysis and Measurement*. Mahwah: Lawrence Erlbaum Associates, Inc.
- Eriksson, A., & Stanton, N. A. (2017 January). *T takeover Time in Highly Automated Vehicles: Noncritical Transitions to and From Manual Control*. *Human Factors*.
- Eveleth, R. (21. March 2016). *Design Bias - The Inherent Bias of Facial Recognition*. Abgerufen am 10. April 2017 von https://motherboard.vice.com/en_us/article/the-inherent-bias-of-facial-recognition
- Fitts, P. M. (1951). *Human engineering for an effective air-navigation and traffic-control system*. A report prepared for the Air Navigation Development Board, under the auspices of the NRC Committee on Aviation Psychology. Ohio State University, Research Foundation.

- Frey, C., & Osborne, M. A. (2017). The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation? *Technological Forecasting and Social Change*, S. 254-280.
- Frohman, J., Lindström, V., Winroth, M., & Stahre, J. (2006). The Industry's View On Automation In Manufacturing. *IFAC Proceedings*, Volume 39.4, S. 453-458.
- Gantz, J., & Reinsel, D. (December 2012). The Digital Universe in 2020: Big Data, Bigger Digital Shadows, and Biggest Growth in the Far East. Abgerufen am 10. April 2017 von <https://www.emc.com/collateral/analyst-reports/idc-the-digital-universe-in-2020.pdf>
- Gold, C., Körber, M., Hohenberger, C., Lechner, D., & Bengler, K. (26-30. July 2015). Trust in Automation - Before and After the Experience of Take-Over Scenarios in a Highly Automated Vehicle. *Proceedings of the 6th International Conference on Applied Human Factors and Ergonomics AHFE 2015*. Las Vegas, USA.
- Goleman, D. (2005). *Emotional Intelligence: Why It Can Matter More Than IQ*. Bantam Books.
- Hitachi. (4. September 2015). Hitachi develops artificial intelligence capable of grasping site conditions and issuing work orders. Abgerufen am 5. April 2017 von http://social-innovation.hitachi/en/case_studies/instruction_ai/index.html
- Holtel, S. (6-8. March 2014). More than the end to information overflow: How IBM Watson will turn upside down our view on information appliances, *IEEE World Forum on Internet of Things (WF-IoT)*. Abgerufen am 10. April 2017 von <http://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6803152/>
- Holtel, S. (2016). Digitale Führerschaft braucht kognitive Kompetenz - mit Dampfmaschinen für das Denken. In T. Petry, *Digital Leadership. Erfolgreiches Führen in Zeiten der Digital Economy*. Haufe.
- Holtel, S. (2017). Denkwänge in Zeiten der Denkmaschine. Ein Plädoyer für kognitive Literalität. In J. Erpenbeck, & W. Sauter, *Handbuch Kompetenzentwicklung im Netz - Bausteine einer neuen Lernwelt*. Stuttgart: Schäffer-Poeschel.
- Jackson, M. (January 1997). The meaning of requirements. *Annals of Software Engineering*, Volume 3, Issue 1, S. 5–21.
- Kelly, J. E., & Hamm, S. (2014). *Smart Machines: IBM's Watson and the Era of Cognitive Computing*. New York: Columbia Business School.
- Leone, M. J., Slezak, D. F., Golombek, D., & Sigman, M. (2017). Time to Decide: Diurnal Variations on the Speed and Quality of Human Decisions. *Cognition*, Vol. 158, S. 44-55.
- Lewis, B., & Lee, S. (2015). *The Cognitive Enterprise*. Meghan-Kiffer Press.
- Licklider, J. (April 1968). The Computer as a Communication Device. In *Science and Technology*.
- Low, V. (2016). A robot called Amelia offers council an answer to all problems. *The Time*, June 18.
- McCarthy, J., Minsky, M. L., Rochester, N., & Shannon, C. E. (31. August 1955). A Proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence. Abgerufen am 10. April 2017 von <http://www-formal.stanford.edu/jmc/history/dartmouth/dartmouth.html>
- Metzinger, T. (2014). *Der Ego-Tunnel: Eine neue Philosophie des Selbst: Von der Hirnforschung zur Bewusstseinsethik*. Piper.
- Muehlhauser, L., & Helm, L. (2012). Intelligence Explosion and Machine Ethics. In A. Eden, J. Søraaker, J. H. Moor, & E. Steinhardt, *Singularity Hypotheses: A Scientific and Philosophical Assessment* (S. <https://intelligence.org/files/IE-ME.pdf>). Berlin: Springer.
- Muir, B. M. (1994). Trust in Automation: Part I. Theoretical Issues in the Study of Trust and Human Intervention in Automated Systems. *Ergonomics* Vol. 37, No. 11, S. 1905-1922.
- Muir, B. M., & Moray, N. (1996). Trust in Automation. Part II. Experimental Studies of Trust and Human Intervention in a Process Control Simulation. *Ergonomics*, Vol. 39, No. 3, S. 429-460.

- Neef, A. (2017). Wie Künstliche Intelligenz die Wertschöpfung transformiert. Abgerufen am 4. April 2017 von z-punkt: <http://www.z-punkt.de/de/themen/artikel/wie-kuenstliche-intelligenz-die-wertschoepfung-treibt/503>
- Panko, R. R. (Spring 1998). What We Know About Spreadsheet Errors, *Journal of End User Computing's Special issue on Scaling Up End User Development*, Volume 10, No 2. pp. 15-21 (Revised May 2008). Abgerufen am 10. April 2017 von <http://panko.shidler.hawaii.edu/SSR/Mypapers/whatknow.htm>
- Pea, R. D. (1985). Beyond Amplification: Using the Computer to Reorganize Mental Functioning (https://web.stanford.edu/~roypea/RoyPDF%20folder/A26_Pea_85a.pdf). *Educational Psychologist*, Vol. 20. No. 4, S. 167-182.
- Power, D. J. (30. August 2003). A Brief History of Spreadsheets (DSSResources.COM, World Wide Web, version 3.6). Abgerufen am 10. April 2017 von <http://dssresources.com/history/sshistory.html>
- Rempel, J. K., Holmes, J. G., & Zanna, M. P. (1985). Trust in Close Relationships. *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol. 49, No. 1, S. 95-112.
- SAE International. (2014). Automated Driving - Levels Of Driving Automation. SAE International Standard J3016. Abgerufen am 4. April 2017 von http://www.sae.org/misc/pdfs/automated_driving.pdf
- Shakharov, G., & Medvedev, A. (1991). *The Truth About Chernobyl*. Basic Books.
- Stacy, W., & MacMillan, J. (1995). Cognitive bias in software engineering. *Communications of the ACM*, Vol 38, No. 6, S. 57-63.
- The Mainichi Japan. (2016). Insurance firm to replace human workers with AI system. *The Mainichi Japan*, December 30, <http://mainichi.jp/english/articles/20161230/p2a/00m/0na/005000c>.
- Thomson, J. J. (1985). The Trolley Problem. *The Yale Law Journal*, 94.6, S. 1395.
- Thrall, R. M. (December 1984). A Taxonomy for Decision Models. *Annals of Operations Research*, Volume 2, Issue 1, S. 23–27.
- van de Vliet, V. C., & Pulver, B. (December 2016). Enterprise innovation in the cognitive era - Igniting cultural transformation for the future of work (BM Institute for Business Value). Abgerufen am 5. April 2017 von <https://public.dhe.ibm.com/common/ssi/ecm/gb/en/gbe03774usen/GBE03774USEN.PDF>
- von Randow, G. (12. Januar 2017). Roboter: Kopfgeburt. Abgerufen am 4. April 2017 von *Zeit Online*: <http://www.zeit.de/2017/01/roboter-kuenstliche-intelligenz-anthropologie-robotik>
- Wang, Y., & Chiew, V. (2010). On the Cognitive Process of Human Problem Solving. *Cognitive Systems Research*, Vol. 11, No. 1, S. 81-92.
- Weick, K. E. (2009). *Making Sense of the Organization - The Impermanent Organization*. Volume 2. quach gia lam.
- Wikipedia. (kein Datum). Human-in-the-loop. Abgerufen am 4. April 2017 von <https://en.wikipedia.org/wiki/Human-in-the-loop>
- Zacher, M. (Oktober 2012). Big Business Dank Big Data? - Neue Wege des Datenhandlings und der Datenanalyse, Deutschland 2012. Fallstudie: Blue Yonder GmbH & Co. KG (IDC Multi-Client-Projekt). Abgerufen am 5. April 2017 von http://idc.de/dwn/SF_99156/idc_de_mc_bigdata2013_case_study_blue_yonder.pdf?force=true

Bitkom vertritt mehr als 2.400 Unternehmen der digitalen Wirtschaft, davon 1.600 Direktmitglieder. Sie erzielen mit 700.000 Beschäftigten jährlich Inlandsumsätze von 140 Milliarden Euro und stehen für Exporte von weiteren 50 Milliarden Euro. Zu den Mitgliedern zählen 1.000 Mittelständler, mehr als 300 Start-ups und nahezu alle Global Player. Sie bieten Software, IT-Services, Telekommunikations- oder Internetdienste an, stellen Hardware oder Consumer Electronics her, sind im Bereich der digitalen Medien oder der Netzwirtschaft tätig oder in anderer Weise Teil der digitalen Wirtschaft. 79 Prozent der Unternehmen haben ihren Hauptsitz in Deutschland, weitere 9 Prozent kommen aus Europa, 8 Prozent aus den USA. 4 Prozent stammen aus Asien, davon die meisten aus Japan. Bitkom fördert die digitale Transformation der deutschen Wirtschaft und setzt sich insbesondere für eine innovative Wirtschaftspolitik, eine Modernisierung des Bildungssystems und eine zukunftsorientierte Netzpolitik ein.

**Bundesverband Informationswirtschaft,
Telekommunikation und neue Medien e.V.**

Albrechtstraße 10
10117 Berlin
T 030 27576-0
F 030 27576-400
bitkom@bitkom.org
www.bitkom.org

bitkom