

Röser, Alexander Maximilian

Working Paper

Charakterisierung von schwacher und starker Künstlicher Intelligenz

Arbeitspapiere der FOM, No. 79

Provided in Cooperation with:

FOM Hochschule für Oekonomie & Management gGmbH

Suggested Citation: Röser, Alexander Maximilian (2021) : Charakterisierung von schwacher und starker Künstlicher Intelligenz, Arbeitspapiere der FOM, No. 79, ISBN 978-3-89275-189-2, MA Akademie Verlags- und Druck-Gesellschaft mbH, Essen

This Version is available at:

<https://hdl.handle.net/10419/234520>

Standard-Nutzungsbedingungen:

Die Dokumente auf EconStor dürfen zu eigenen wissenschaftlichen Zwecken und zum Privatgebrauch gespeichert und kopiert werden.

Sie dürfen die Dokumente nicht für öffentliche oder kommerzielle Zwecke vervielfältigen, öffentlich ausstellen, öffentlich zugänglich machen, vertreiben oder anderweitig nutzen.

Sofern die Verfasser die Dokumente unter Open-Content-Lizenzen (insbesondere CC-Lizenzen) zur Verfügung gestellt haben sollten, gelten abweichend von diesen Nutzungsbedingungen die in der dort genannten Lizenz gewährten Nutzungsrechte.

Terms of use:

Documents in EconStor may be saved and copied for your personal and scholarly purposes.

You are not to copy documents for public or commercial purposes, to exhibit the documents publicly, to make them publicly available on the internet, or to distribute or otherwise use the documents in public.

If the documents have been made available under an Open Content Licence (especially Creative Commons Licences), you may exercise further usage rights as specified in the indicated licence.

Nr.
79

*Charakterisierung von schwacher und starker
Künstlicher Intelligenz*

~
Alexander Maximilian Röser

Arbeitspapiere der FOM

Alexander Maximilian Röser

Charakterisierung von schwacher und starker Künstlicher Intelligenz

Arbeitspapiere der FOM, Nr. 79

Essen 2021

ISSN 1865-5610 (Print) – ISSN 2569-5800 (eBook)

ISBN 978-3-89275-188-5 (Print) – ISBN 978-3-89275-189-2 (eBook)

Dieses Werk wird herausgegeben von der FOM Hochschule für Oekonomie & Management gGmbH

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

© 2021 by



Akademie
Verlags- und Druck-
Gesellschaft mbH

MA Akademie Verlags-
und Druck-Gesellschaft mbH
Leimkugelstraße 6, 45141 Essen
info@mav-verlag.de

Das Werk einschließlich seiner Teile ist urheberrechtlich geschützt. Jede Verwertung außerhalb der engen Grenzen des Urhebergesetzes ist ohne Zustimmung der MA Akademie Verlags- und Druck-Gesellschaft mbH unzulässig und strafbar. Das gilt insbesondere für Vervielfältigungen, Übersetzungen, Mikroverfilmungen und die Einspeicherung und Verarbeitung in elektronischen Systemen.

Die Wiedergabe von Gebrauchsnamen, Handelsnamen, Warenbezeichnungen usw. in diesem Werk berechtigt auch ohne besondere Kennzeichnung nicht zu der Annahme, dass solche Namen im Sinne der Warenzeichen- und Markenschutz-Gesetzgebung als frei zu betrachten wären und daher von jedermann benutzt werden dürfen. Oft handelt es sich um gesetzlich geschützte eingetragene Warenzeichen, auch wenn sie nicht als solche gekennzeichnet sind.

Alexander Maximilian Röser

*Charakterisierung von schwacher und starker
Künstlicher Intelligenz*

Arbeitspapiere der FOM Hochschule für Oekonomie & Management

Nr. 79, Essen 2021

ISSN 1865-5610 (Print) – ISSN 2569-5800 (eBook)

ISBN 978-3-89275-188-5 (Print) – ISBN 978-3-89275-189-2 (eBook)

Vorwort

Künstliche Intelligenz (KI) ist weitaus mehr als ein Trend. Anwendungen der KI verbreiten sich extrem schnell und eröffnen immer mehr Möglichkeiten in nahezu allen Bereichen des täglichen Lebens. Während einerseits Global Player wie Google und Huawei ganze Unternehmensbereiche auf KI umstellen, versuchen andererseits Spezialisten der Medizin und KI in gezielten Bereichen, gemeinsam Anwendungen zu entwickeln, die optimierte und nahezu sichere Diagnosen zulassen – mit vielversprechendem Erfolg, z. B. in der Radiologie, der Bildinterpretation für Hauterkrankungen, oder der auditiven Anamnese. Auch Startups entdecken die Möglichkeiten der KI für sich und schaffen sich so im Vergleich zu etablierten Unternehmen ohne KI einen entscheidenden Vorteil. Insgesamt ist KI nicht mehr wegzudenken und gilt vor allem mit Hinblick auf den Geschäftserfolg der Unternehmen als unabdingbar. Doch nicht nur im Unternehmensumfeld dominieren zeitweilig die Anwendungen der KI, auch im privaten Umfeld halten derartige Anwendungen immer mehr Einzug. Hier sind beispielsweise Smart-Home-Konzeptionen oder Assistenzsysteme zu nennen. Allein bis 2025 wird ein Umsatz mit Unternehmensanwendungen im Bereich der KI von 31,24 Mrd. EUR weltweit erwartet.

Eine zentrale Herausforderung der Wissenschaft ist jedoch, trotz stetiger Weiterentwicklung, die Einschätzung über die Macht und Vertrauenswürdigkeit der KI. In der Literatur ist hierzu zwar die Möglichkeit der Differenzierung in schwache und starke KI gegeben, allerdings stößt diese Definition bei praktischem Bezug meist an ihre Grenzen. Diese Grenzen beginnen bereits bei der fehlenden eindeutigen und allgemeingültigen Definition von KI und erstrecken sich folglich über die Darstellung der Formen schwacher und starker KI. An diese Limitationen knüpft der Autor an. Zuerst wird mit Blick auf die Historie die Definition der KI aufgearbeitet. Folglich werden hierzu die unterschiedlichen Meilensteine der KI dargestellt und bilden insgesamt ein umfassendes Bild über die Komplexität von KI. Die bisher bekannte Untergliederung zwischen Systeme schwacher und starker KI wird ebenfalls dargestellt und kritisch hinterfragt. Problematisch ist bei Betrachtung der bisherigen Charakterisierung der Arten der KI, dass Systeme der KI teilweise nicht eindeutig der schwachen oder starken KI zuzuordnen sind.

Es ist Ziel dieses Beitrags, die vorhandene Definition zu erweitern und somit eine sowohl theoretische Abgrenzung als auch praktische Eingruppierung zu ermöglichen. Hierzu wurde neben der bisher bekannten Charakterisierung und Untergliederung in schwache und starke KI zusätzlich der Begriff der sogenannten „mittleren KI“ eingeführt.

Somit haben die Erkenntnisse der Fragestellungen, denen der Autor nachgeht, wie sich schwache und starke KI voneinander abgrenzen lassen sowie ob es einen Teilbereich zwischen schwacher und starker KI gibt, sowohl für die Forschung als auch die Gesellschaft bedeutende Relevanz. Sie helfen bei der Bewertung neuer und bereits bestehender Systeme hinsichtlich der Macht und Vertrauenswürdigkeit. Ebenfalls liefern sie den Grundstein für die notwendige Anpassung der Strategie der Bundesregierung. Es kann gefragt werden, ob diese Strategie hinreichend für die sich schnell entwickelnden Anwendungen der KI ist. Der vorliegende Band leistet einen Beitrag, KI-Anwendungen besser zu charakterisieren und zu verstehen. Hierdurch kann möglicherweise auch eine größere Vertrauenswürdigkeit und Akzeptanz erzielt werden.

Bonn, im April 2021

Prof. Dr. habil. Roman A. Englert
Professor für Künstliche Intelligenz
Universität Siegen
FOM Hochschule, Dortmund

Summary

Die Bundesregierung stellte im November 2018 eine Strategie zum Thema Künstliche Intelligenz (KI) vor. In diesem Strategiebericht wurden unter anderem die Begriffe „schwache“ und „starke KI“ verwendet.

Zum aktuellen Zeitpunkt gibt es, gemäß dieses Strategieberichts, jedoch keine von allen Akteurinnen und Akteuren konsistent genutzte Definition der KI.¹ Der vorliegende Beitrag hat das Ziel, an diese Problematik anzuknüpfen und eine Charakterisierung der Begriffe schwache und starke KI vorzunehmen und diese anhand von Beispielen darzustellen. Hierzu wurden folgende Forschungsfragen formuliert:

1. Wie werden „schwache“ und „starke“ KI beispielsweise im Strategiebericht definiert?
2. Wie lässt sich eine „schwache“ KI von einer „starken“ KI abgrenzen?

Zur Beantwortung dieser Fragestellungen werden einige Definitionen und Auffassungen zur KI wiedergegeben und diskutiert. Des Weiteren wird ebenfalls auf die Ausführungen der Bundesregierung zur Künstlichen Intelligenz eingegangen. Anschließend folgen der Anwendungsbezug sowie die Beschreibung dreier aktueller Anwendungssysteme, die letztendlich anhand von zuvor bestimmten Merkmalen der schwachen oder starken KI zugeordnet werden.

Die Analyse der Anwendungssysteme zeigt, dass diese nicht immer eindeutig der schwachen oder starken KI zuzuordnen sind, sondern vielmehr eine dritte Kategorie notwendig ist. Die Ursache für die Entwicklung einer weiteren Eingruppierungsebene liegt vor allem darin, dass Anwendungssysteme neben Merkmalen der schwachen KI auch Merkmale starker KI aufweisen können, ohne gänzlich einer der beiden Varianten zugeordnet werden zu können. Eine scharfe Kategorisierung in „schwache“ und „starke“ KI wird nicht als sinnvoll erachtet, da in diesem Falle der Übergang zwischen beiden Ausprägungen fehlt.

Weitere Forschungsperspektiven ergeben sich unter anderem durch eine ausgeweitete Analyse unterschiedlicher Anwendungssysteme sowie der mathematisch-stochastischen Hintergründe.

¹ Vgl. Bundesregierung (Strategie KI, 2018).

Inhalt

| | |
|---|------|
| Vorwort | III |
| Summary | V |
| Über den Autor | VIII |
| Abbildungsverzeichnis..... | IX |
| Abkürzungsverzeichnis..... | IX |
| 1 Einleitung..... | 1 |
| 1.1 Problemstellung | 1 |
| 1.2 Zielsetzung und Struktur des Beitrags..... | 4 |
| 1.3 Methodisches Vorgehen | 5 |
| 2 Definition Künstliche Intelligenz..... | 7 |
| 2.1 Künstliche Intelligenz im Zeitverlauf | 7 |
| 2.2 Frühe Definition der KI..... | 11 |
| 2.3 Agentenbasierte Definition der KI..... | 12 |
| 2.3.1 Menschliches Verhalten – Der Turing-Test | 13 |
| 2.3.2 Menschliches Denken – Kognitionswissenschaft..... | 15 |
| 2.3.3 Rationales Denken – Gesetze des Denkens | 15 |
| 2.3.4 Rationales Handeln – Rationale Agenten..... | 16 |
| 2.4 Berechnung des Denkens, Tuns und Wahrnehmens..... | 17 |
| 2.4.1 Expertensysteme | 18 |
| 2.4.2 Grenzen von Expertensystemen | 20 |
| 3 Schwache und starke Künstliche Intelligenz..... | 24 |
| 3.1 Strategiebericht der Bundesregierung..... | 24 |
| 3.2 Gödels Unvollständigkeitstheorem | 25 |

| | | |
|-------|--|----|
| 4 | Künstliche Intelligenz – Umsetzung in der Praxis | 28 |
| 4.1 | KI in aktuellen Anwendungssystemen..... | 28 |
| 4.1.1 | DeepL | 28 |
| 4.1.2 | Beaconforce..... | 29 |
| 4.1.3 | Hautkrebsdiagnostik | 31 |
| 4.2 | Merkmale schwacher und starker KI | 33 |
| 4.3 | Zuordnung der vorgestellten Anwendungssysteme | 35 |
| 5 | Fazit..... | 38 |
| 5.1 | Zusammenfassung der Forschungsergebnisse | 38 |
| 5.2 | Zielerreichung | 39 |
| 5.3 | Weitere Forschungsperspektiven | 40 |
| | Literaturverzeichnis | 41 |
| | Internetquellen | 42 |

Über den Autor

Alexander Maximilian Röser B.A. hat neben seiner Ausbildung zum Bankkaufmann ein Bachelorstudium B.A. Business Administration mit dem Schwerpunkt Digitale Transformation an der FOM Hochschule für Oekonomie & Management in Dortmund absolviert. Im Anschluss an die Ausbildung und das Bachelorstudium studiert er zum Zeitpunkt der Veröffentlichung im Masterstudiengang M.Sc. Risk Management & Treasury an der FOM Hochschule für Oekonomie & Management in Düsseldorf.

Zeitgleich ist Alexander Maximilian Röser als Trainee im Bereich Risikomanagement der Sparkasse UnnaKamen beschäftigt. Neben der Tätigkeit im Risikomanagement bringt er die Digitalisierung der Sparkasse im Rahmen seiner Tätigkeit als Digitaler Botschafter voran. Forschungsinteressen liegen neben dem Bereich der Digitalen Transformation ebenfalls in den Bereichen der Künstlichen Intelligenz (KI) und Business Intelligence (BI).

E-Mail: info@alexanderroeser.de

Abbildungsverzeichnis

| | | |
|---------------|--|----|
| Abbildung 1: | Anzahl der jährlichen Patentanmeldungen weltweit im Bereich Künstliche Intelligenz in den Jahren 2008 bis 2018 | 2 |
| Abbildung 2: | Prognose zum Umsatz mit Unternehmensanwendungen im Bereich Künstliche Intelligenz weltweit von 2016 bis 2025 .. | 3 |
| Abbildung 3: | Struktur der Arbeit..... | 5 |
| Abbildung 4: | Geschichte der KI | 8 |
| Abbildung 5: | Einige Definitionen der KI | 13 |
| Abbildung 6: | Der Turing-Test..... | 14 |
| Abbildung 7: | Syllogismus von Aristoteles | 15 |
| Abbildung 8: | Aufbau eines Expertensystems | 19 |
| Abbildung 9: | Schematische Darstellung der Informationsübermittlung durch Perzeptron | 21 |
| Abbildung 10: | Aufbau eines künstlichen NN..... | 22 |
| Abbildung 11: | Merkmale KI..... | 35 |
| Abbildung 12: | Zuordnung der Anwendungssysteme | 37 |

Abkürzungsverzeichnis

| | |
|----|------------------------|
| KI | Künstliche Intelligenz |
| NN | Neuronales Netz |

1 Einleitung

Der erste Abschnitt dieser Einleitung soll dazu dienen, die Wichtigkeit des Themas – Charakterisierung von schwacher und starker Künstlicher Intelligenz – darzulegen. Der folgende Abschnitt 1.2 beschäftigt sich mit der Zielsetzung und Struktur des Beitrags, während in Abschnitt 1.3 das methodische Vorgehen erläutert wird.

1.1 Problemstellung

Künstliche Intelligenz (KI) wurde als Begriff bereits nach fünf Jahren Forschung im Jahre 1956 publik.² Zunächst ist zu klären, was unter KI verstanden wird.

Allgemein lässt sich KI als algorithmisches System beschreiben, das den Menschen helfen kann, bessere und vor allem objektivere Entscheidungen zu treffen.³ Dabei kann KI in vielen Bereichen Prozesse erleichtern, unter anderem in der Industrie und Bildung. Durch KI können Entscheidungen rational betrachtet und auf Veränderungen kann in Real Time eingegangen werden. Somit ist es möglich, dass beispielsweise Lehrende durch KI ihren Lehrplan schnell an die Lernprofile der Schülerschaft und Studierenden anpassen.⁴

Ebenso kann durch KI die intrinsische Motivation der Mitarbeitenden in einem Unternehmen gestärkt werden.⁵ Beispielsweise arbeitet das Unternehmen beaconforce an einer App, die anhand von zwei täglichen Fragen die Stimmung im Unternehmen festhält und analysiert. Aus den Antworten können für das Management Rückschlüsse gezogen werden, wie sich die intrinsische Motivation und damit ebenfalls die Performance des Teams steigern lassen.⁶

Amerikanische Forschungsteams arbeiten bereits an unterstützenden Anwendungssystemen, die künftig Hungersnöte und Nahrungsmittelknappheit verhindern sollen.⁷ Hierzu werden die jeweiligen Umweltfaktoren in ein Modell, das auf KI basiert, implementiert.⁸

² Vgl. Russell, S. J. / Norvig, P. (Artificial intelligence, 1995), S. 3.

³ Vgl. Groth, O. / Nitzberg, M. (Solomon's code, 2018), S. 178.

⁴ Vgl. ebd.

⁵ Vgl. ebd., S. 179.

⁶ Vgl. Beaconforce S.r.l (Beaconforce Product, 2019).

⁷ Vgl. Groth, O. / Nitzberg, M. (Solomon's code, 2018), S. 178.

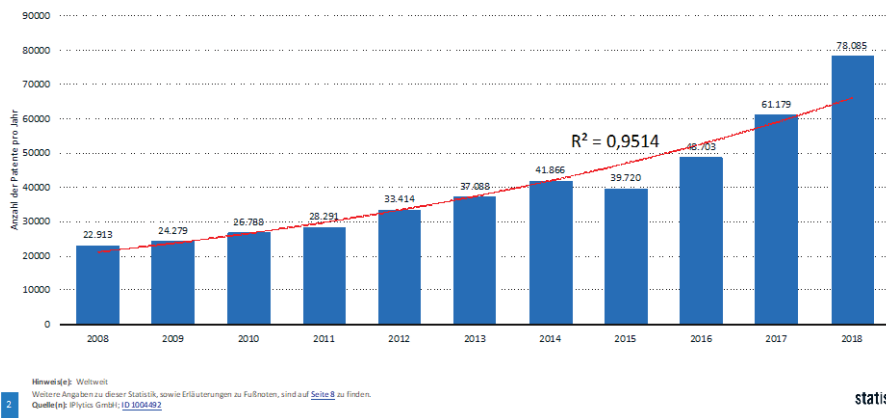
⁸ Vgl. ebd.

Die Wichtigkeit von KI kann unter anderem durch Statistiken belegt werden. Hierbei ist vor allem die starkste Zunahme von Patentanmeldungen im Bereich der KI auffällig.

Abbildung 1: Anzahl der jährlichen Patentanmeldungen weltweit im Bereich Künstliche Intelligenz in den Jahren 2008 bis 2018.

Anzahl der jährlichen Patentanmeldungen weltweit im Bereich Künstliche Intelligenz in den Jahren 2008 bis 2018

Anzahl der Patentanmeldungen für Künstliche Intelligenz weltweit bis 2018



Quelle: IPlytics GmbH (Patentanmeldungen KI, 2018)

Im Jahr 2018 wurden über 78 000 Patentanmeldungen weltweit verzeichnet.⁹ Zur Veranschaulichung der Statistik wurde zusätzlich eine Trendlinie inklusive des zugehörigen Bestimmtheitsmaßes eingefügt. Es ist zu erkennen, dass der Trend der Patentanmeldungen exponentiell steigend ist.

Das Bestimmtheitsmaß r^2 beschreibt neben der Vorhersagegüte ebenfalls, ob ein linearer Zusammenhang zwischen den quadrierten Mittelwerten des Modells, also der Stichprobe, und den vorhergesagten Werten besteht. Ein Bestimmtheitsmaß von 1 gilt als Indikator für eine hohe Modellgüte, wohingegen ein Bestimmtheitsmaß von 0 als schlechte Modellgüte interpretiert werden kann.¹⁰ Mit einem Bestimmtheitsmaß von 0,9514 und der damit zusammenhängenden ho-

⁹ Vgl. IPlytics GmbH (Patentanmeldungen KI, 2018).

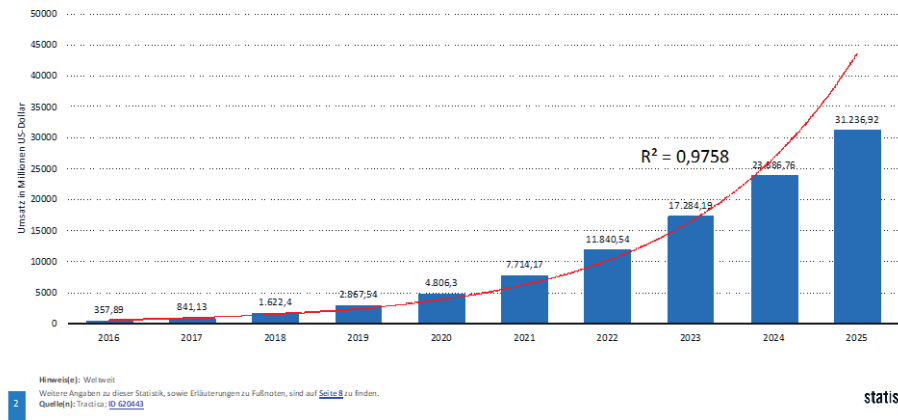
¹⁰ Vgl. Sauer, S. (Moderne Datenanalyse mit R, 2019), S. 325 f.

hen Modellgüte ist die Annahme eines steigenden Trends als verifiziert anzusehen. Eine weitere interessante Entwicklung zeigt die Prognose zum Umsatz mit Unternehmensanwendungen im Bereich KI weltweit.

Abbildung 2: Prognose zum Umsatz mit Unternehmensanwendungen im Bereich Künstliche Intelligenz weltweit von 2016 bis 2025

Prognose zum Umsatz mit Unternehmensanwendungen im Bereich künstliche Intelligenz weltweit von 2016 bis 2025 (in Millionen US-Dollar)

Umsatz mit Business-Anwendungen im Bereich künstliche Intelligenz weltweit bis 2025



Quelle: Tractica LLC (Unternehmensumsatz KI, 2016)

Auch hier wurden zur Veranschaulichung der Grafik eine Trendlinie sowie das zugehörige Bestimmtheitsmaß ergänzt. Die Linie zeigt ebenfalls einen weltweit steigenden Trend bei den Umsätzen mit Unternehmensanwendungen, die auf KI basieren. Auch das Bestimmtheitsmaß deutet bei dieser Trendlinie auf eine hohe Modellgüte hin. Der Prognosewert des Umsatzes für das Jahr 2025 liegt bei über 31 236 Mio. US-Dollar.¹¹

In Lehrwerken wird KI als Mischform des rationalen und menschlichen Denkens sowie Handelns betrachtet.¹² Auf der einen Seite wird von KI erwartet, dass sie keinerlei Fehler macht, auf der anderen Seite, dass sie menschlich auf Fragen reagiert und entsprechend handelt.¹³

¹¹ Vgl. Tractica LLC (Unternehmensumsatz KI, 2016).

¹² Vgl. Russell, S. J. / Norvig, P. (Artificial intelligence, 1995), S. 4.

¹³ Vgl. ebd., S. 5–8.

In wissenschaftlicher Literatur tauchen des Öfteren die Begriffe „schwache“ und „starke“ KI auf.¹⁴ Auch im Strategiebericht der Bundesregierung zum Thema KI findet sich diese Unterteilung.¹⁵ Es ist zu fragen, wie „schwache“ und „starke“ KI beispielsweise im Strategiebericht definiert werden und wie beide Formen gegeneinander abgegrenzt werden können.

Da es zum aktuellen Zeitpunkt keine allgemeingültige und konsistent genutzte Definition von KI gibt, wird in dieser Arbeit das Begriffspaar der schwachen und starken KI analysiert und versucht, eine allgemeine Charakterisierung herzuleiten.¹⁶ Des Weiteren geht es darum, Merkmale der schwachen und starken KI herauszustellen und anhand dieser Merkmale diverse Systeme, die auf KI basieren, zu bewerten und einzuordnen. Hierbei steht die Frage im Fokus, ob eine schwache KI klar von einer starken KI abzugrenzen ist, oder ob es auch einen Bereich zwischen beiden Formen gibt.

1.2 Zielsetzung und Struktur des Beitrags

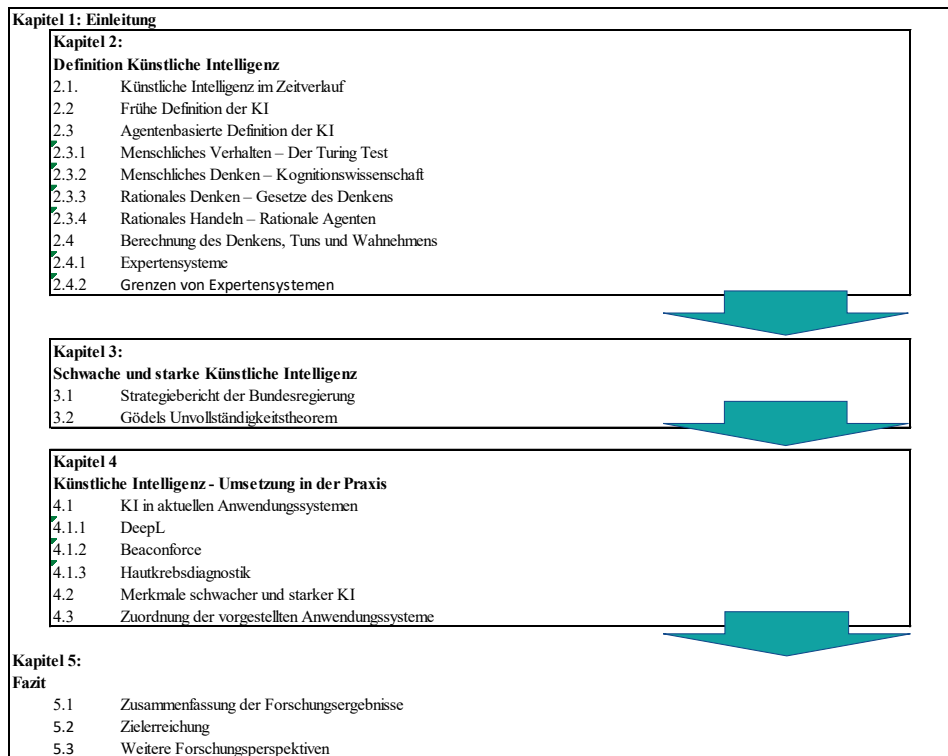
Ziel des Beitrags ist es, anhand unterschiedlicher Quellen herauszufinden, wie die Begriffe „schwache“ und „starke“ KI charakterisiert und voneinander abgegrenzt werden können. Hierzu ist es essentiell, die jeweils vorhandenen Definitionen des Begriffspaares zu recherchieren und in Kapitel 2 hinsichtlich bestehender Gemeinsamkeiten und Unterschiede einander gegenüberzustellen. Im Folgenden Kapitel 3 wird das Begriffspaar schwache und starke KI charakterisiert. Dies bildet zusammen mit den Inhalten aus Kapitel 2 die Grundlage für den in Kapitel 4 folgenden Praxisbezug. Hierbei werden Anwendungssysteme, die auf KI basieren, untersucht, Merkmale festgehalten und hinsichtlich schwacher und starker KI eingruppiert. Kapitel 5 beschreibt den Grad der Zielerreichung und fasst hierzu die Charakterisierung von schwacher und starker KI zusammen. Des Weiteren wird auf weitere Forschungsperspektiven hingewiesen.

Zur Veranschaulichung des Aufbaus wird dieser im Folgenden grafisch dargestellt.

¹⁴ Vgl. o. V. (Künstliche Intelligenz, 2019), S. 6 f.

¹⁵ Vgl. Bundesregierung (Strategie KI, 2018).

¹⁶ Vgl. ebd.

Abbildung 3: Struktur des Beitrags**1.3 Methodisches Vorgehen**

Diese Bachelorthesis beschäftigt sich qualitativ mit der Beantwortung der Problemstellung. Durch die Sekundäranalyse wird ein Überblick über bestehende Literatur gegeben. Diese Literatur bildet die Grundlage für die Beantwortung der Forschungsfrage und stellt somit den Hauptteil des wissenschaftlichen Beitrags dar.¹⁷

Schwerpunkt der Sekundäranalyse ist es, bestehende Literatur zu analysieren, die Kernaussagen dieser zusammenzufassen und die daraus entstehende gemeinsame Fragestellung anhand diverser Quellen in einem zusammenfassenden Fazit zu beantworten (Reanalysis).¹⁸ Da es sich vor allem um vorverarbeitete

¹⁷ Vgl. Mey, G. / Ruppel, P. S. (Sozialpsychologie und Sozialtheorie, 2018), S. 212.

¹⁸ Vgl. ebd.

Informationen handelt und nicht um „Rohdaten“, wird in der Literatur für diese Art des methodischen Vorgehens auch der Begriff Metaanalyse verwendet.¹⁹

Die Form der Metaanalyse beschreibt somit keinen empirischen Forschungsansatz, sondern wissenschaftliche Untersuchungen zweiter Ordnung.²⁰ Sie verfolgt das Ziel, bestehende Ergebnisse von Forschungsprojekten zu analysieren und anschließend auszuwerten, sodass wesentliche Erkenntnisse kategorisiert und quantifiziert werden können.²¹ Somit soll unter anderem ein Überblick über die wichtigsten Inhalte der Forschung geschaffen werden.²² Da es sich bei der Metaanalyse um ein qualitatives Forschungsvorhaben handelt, werden subjektive Eindrücke des jeweiligen Forschers außer Acht gelassen.²³

Dagegen hat die ausschließliche Metaanalyse auch Schwachpunkte. Der Begriff Publikationsverzerrung, auch Publikationsbias²⁴ genannt, beschreibt das Phänomen, dass eventuell essentielle Ergebnisse nicht publiziert werden, weil der oder die Forschende diese nicht für signifikant hält. Dennoch könnten diese Ergebnisse für das meta-analytische Ergebnis bedeutsam sein. Um dieser Verzerrung entgegenzuwirken, wird die Literaturlauswahl bei der Metaanalyse ausgeweitet. Dies bedeutet, dass neben Journalen ebenfalls Bücher und andere Publikationen herangezogen werden.²⁵

Auch die Qualität der jeweiligen Studienergebnisse hat auf die Metaanalyse einen bedeutsamen Einfluss. Dies wird in der Literatur als „Garbage In – Garbage Out“-Effekt²⁶ beschrieben, wonach die Qualität der Studien ausschlaggebend für das Studienergebnis ist. Um diesem Effekt entgegenzuwirken und somit eine mögliche Beeinflussung durch qualitative Unterschiede auszuschließen, sollte eine umfangreiche Auswahl an Literatur einbezogen werden.²⁷ Dieses methodische Vorgehen ergibt sich aus dem aktuellen Stand der Wissenschaft.

¹⁹ Vgl. Medjedović, I. (Qualitative Sekundäranalyse, 2014), S. 20–21.

²⁰ Vgl. Töpfer, A. (Erfolgreich forschen, 2012), S. 248–249.

²¹ Vgl. ebd., S. 249.

²² Vgl. ebd.

²³ Vgl. ebd., S. 250.

²⁴ Vgl. Lin, L. / Chu, H. (publication bias, 2018), S. 785.

²⁵ Vgl. Töpfer, A. (Erfolgreich forschen, 2012), S. 252.

²⁶ Hunt, M. M. (How science takes stock, 1997), S. 61 ff.

²⁷ Vgl. Töpfer, A. (Erfolgreich forschen, 2012), S. 253.

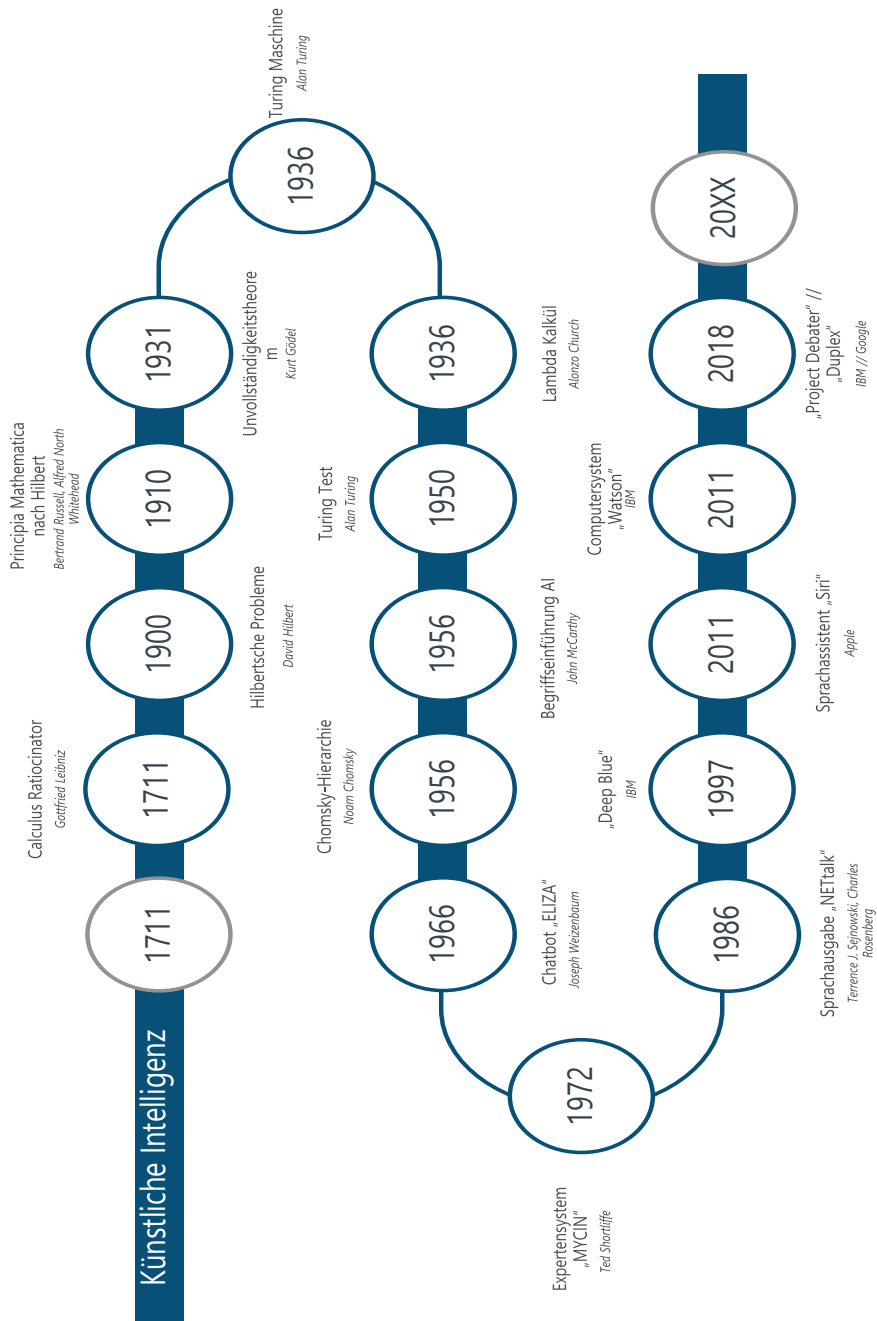
2 Definition Künstliche Intelligenz

In den folgenden Abschnitten des Kapitels 2 wird neben der Geschichte der KI, Abschnitt 2.1, ebenfalls der aktuelle Forschungsstand zur KI, basierend auf drei unterschiedlichen Theorien, dargestellt. Das Unterkapitel 2.2 beschreibt die Entstehung des Begriffs KI sowie dessen Definition nach McCarthy. In Abschnitt 2.3 wird hierzu die agentenbasierte Definition der KI nach Russell und Norvig thematisiert. Hierbei geht es unter anderem um die Fragestellung, ob ein System Fehler machen darf, die vor allem in Bezug auf KI unerlässlich scheint. In Abschnitt 2.4 folgt die Definition nach Herzberg. Ebenfalls wird der Bezug zu Expertensystemen und Neuronalen Netzen (NN) hergestellt.

2.1 Künstliche Intelligenz im Zeitverlauf

Bereits im Jahre 1711 gab es erste Entwicklungen, in deren Folge sich der Begriff KI, wie er 1956 generiert wurde, entwickelt hat. In der folgenden Abbildung wird die Geschichte der KI grafisch veranschaulicht. Anschließend folgt die Darstellung der einzelnen Meilensteine.

Abbildung 4: Geschichte der KI



Gottfried Leibniz entwickelte 1711 den Calculus Ratiocinator, einen Taschenrechner, der in der Lage war, Zahlen miteinander zu multiplizieren oder zu dividieren. Der Begriff Calculus Ratiocinator steht für den Ursprung von Denkmaschinen, die Abläufe der formalen Logik symbolisch oder algebraisch behandeln können.²⁸

Im Jahr 1900 stellte David Hilbert auf dem Internationalen Mathematiker Kongress in Paris 23 Probleme in der Mathematik vor. Dadurch wurde der Grundstein für die Forschung im Bereich der Axiomatisierung der Mathematik gelegt, die vor allem die Entwicklung der KI forcierte. Auch heute sind einige der Probleme von Hilbert noch ungelöst. Der Fokus bei der Lösung der Probleme liegt vor allem auf den Bereichen algebraische Unabhängigkeit, mengentheoretische Vollständigkeit und logische Konsistenz.²⁹

Die vorgestellten Probleme von Hilbert ebneten den Weg für die Entwicklung des Standardwerks „Principia Mathematica“ von Bertrand Russell und Alfred North Whitehead im Jahre 1910. Russell und Whitehead versuchten im Buch „Principia Mathematica“, unter anderem basierend auf dem Syllogismus von Aristoteles, siehe Abschnitt 2.3.3, die Grundlagen der Mathematik zu beschreiben.³⁰

Im Jahr 1931 stellte Kurt Gödel das Unvollständigkeitstheorem auf, worauf in Abschnitt 3.2 näher eingegangen wird. Es war eine Antwort auf die auftretenden logischen und mengentheoretischen Widersprüche in Hilberts Grundlagen der Geometrie. Gödel beweist somit die Unvollständigkeit der Arithmetik, die im Bereich der KI ebenfalls große Bedeutung hat.³¹

Bereits 1936 entwickelte Alan Turing eine Maschine, die einfache Denkprozesse und einige einfache mechanische Operationen basierend auf der Logik der Mathematik abbildete. Die sogenannte Turing-Maschine lieferte die Basis für heutige Computer.³² Im selben Jahr entwickelte Alonzo Church das Lambda-Kalkül, das versucht, die Berechenbarkeit zu definieren. Außerdem gilt das Lambda-Kalkül als Basis für alle funktionalen Programmiersprachen.³³

Der 1950 von Alan Turing entwickelte Turing-Test zur maschinellen Intelligenz, siehe Abschnitt 2.3.1, gilt als weiterer großer Schritt in der Geschichte der KI.

²⁸ Vgl. Shi, Z. (Calculus Ratiocinator, 2012), S. 2.

²⁹ Vgl. Tango, G. G. (Geometry, 2019).

³⁰ Vgl. Schlieper, R. (Principia Mathematica, 2018).

³¹ Vgl. Drucker, T. (Gödelsche Theoreme, 2019).

³² Vgl. Shi, Z. (Calculus Ratiocinator, 2012), S. 581 f.

³³ Vgl. Dreiseitl, S. (Funktionen, 2018), S. 433.

Darauf folgte 1956 die Einführung des Begriffes „Artificial Intelligence“ auf der Dartmouth Conference durch John McCarthy.³⁴

Noam Chomsky entwickelte 1956 die Chomsky-Hierarchie, die neben dem Lambda-Kalkül (1936) der Berechenbarkeit zugeordnet werden kann. Die Chomsky-Hierarchie besteht hierbei aus Symbolen und Regeln und beschreibt Sprache in mathematischer Form.³⁵

Im Jahr 1966 wurde von Joseph Weizenbaum der Chatbot ELIZA entwickelt. ELIZA war das erste Programm, das anhand von Skripten mit Anwendern in natürlicher Sprache kommunizieren konnte. Damit setzte Weizenbaum einen Meilenstein im Bereich der Mensch-Computer-Interaktion.³⁶

Ted Shortliffe präsentierte 1972 das erste Expertensystem MYCIN. MYCIN fungiert für Medizinerinnen und Mediziner als Unterstützung bei der Diagnose sowie Behandlung von Patienten und basiert auf Regeln sowie einer Vielzahl von verifizierten Erkenntnissen.³⁷

Im Jahr 1986 entwickelten Terrence Joseph Sejnowski und Charles Rosenberg NETtalk, eines der ersten NN, das in der Lage war, natürliche Sprache zu verstehen. NETtalk konnte dank umfassender Trainingsdaten natürliche Schrift lesen und diese verständlich ausgeben.³⁸

Zehn Jahre später, 1997, gewann IBMs Schachcomputer Deep Blue mit Hilfe von KI unter Wettkampfbedingungen ein Duell gegen den damals amtierenden Schachweltmeister. Kritiker gaben jedoch zu bedenken, dass der Computer nicht durch KI, sondern durch die Berechnung aller Möglichkeiten gewonnen habe.³⁹

Im Jahre 2011 gelang es dem Computerprogramm Watson (IBM), mit Hilfe seiner Spracherkennung eine US-amerikanische Quizshow gegen menschliche Konkurrenten für sich zu entscheiden.⁴⁰ Im Gegensatz zum Schachcomputer Deep Blue (1997) konnte Watson natürliche Sprache verstehen, begründen und wiedergeben.⁴¹

³⁴ Vgl. Russell, S. J. / Norvig, P. (Artificial intelligence, 1995), S. 17.

³⁵ Vgl. Öttl, B. et al. (Formal Complexity, 2015), o. S.

³⁶ Vgl. Moses, J. / Meldman, J. (ELIZA, 2008), S. 8.

³⁷ Vgl. Gordon, I. / Shortliffe, E. (Dempster-Shafer, 1990), o. S.

³⁸ Vgl. Robert Bosch GmbH (Geschichte KI), 2018.

³⁹ Vgl. International Business Machines (IBM) Corporation (Deep Blue, o. J).

⁴⁰ Vgl. Robert Bosch GmbH (Geschichte KI, 2018).

⁴¹ Vgl. International Business Machines (IBM) Corporation (Deep Blue, o. J).

Ebenfalls im Jahr 2011 hielt KI Einzug in den Alltag. Apple stellte den ersten Sprachassistenten namens Siri vor. Somit hatten nun auch Verbraucher die Möglichkeit, KI in den Alltag zu integrieren. Einige Jahre später präsentierte Microsoft den intelligenten Sprachassistenten Cortana, gefolgt von Amazon mit dem Sprachassistenten Alexa im Jahre 2015.⁴²

Bereits 2018 schaffte es das System Project Debater als erstes Computersystem mit KI, mit Menschen über komplexe Themen zu diskutieren. Dabei setzte sich IBM das Ziel, Menschen dabei zu helfen, überzeugende Argumentationen zu verwenden und fundierte Entscheidungen zu treffen.⁴³ Auch Google schaffte 2018 mit der Software Duplex einen Durchbruch. Duplex konnte beispielsweise telefonisch einen Termin vereinbaren, ohne dass der Gesprächspartner merkte, dass es sich beim Gegenüber um eine Maschine handelte.⁴⁴

2.2 Frühe Definition der KI

Zunächst wird die frühe Definition der KI dargestellt. Ihren Namen erhielt sie durch die Generierung des Begriffs KI im Jahr 1956. Die frühe Definition von KI gilt somit als erste bekannte Definition KI.

Unter dem Begriff KI versteht der Forscher John McCarthy die Herstellung intelligenter Computerprogramme. Hierbei geht es zum Teil darum, Computerprogramme so aufzubauen, dass diese die menschliche Intelligenz verstehen können. Computerbasierte Programme sollen hierbei jedoch nicht nur auf den Stand der Wissenschaft hinsichtlich der biologischen Fähigkeiten beschränkt sein. Derartige Limitationen sollen somit durch die Verwendung computerbasierter Programme und performanter Hardware aufgehoben werden.⁴⁵

Menschliche Intelligenz wird als Fähigkeit beschrieben, bestimmte Ziele zu erreichen. Intelligenz kann bei Menschen, Tieren und Maschinen unterschiedlich ausgeprägt sein.⁴⁶ Damit ein Computerprogramm als künstlich intelligent gelten kann, ist es essentiell, die Mechanismen der menschlichen Intelligenz zu identifizieren, zu hinterfragen und entsprechend bei der Entwicklung zu berücksichtigen. Nur so ist es dem Entwickler eines Computerprogramms möglich, dieses,

⁴² Vgl. Robert Bosch GmbH (Geschichte KI, 2018).

⁴³ Vgl. International Business Machines (IBM) Corporation (Project Debater, o. J).

⁴⁴ Vgl. Robert Bosch GmbH (Geschichte KI, 2018).

⁴⁵ Vgl. McCarthy, J. (AI, 2007).

⁴⁶ Vgl. ebd.

beispielsweise durch den Turing-Test, als künstlich intelligent anerkennen zu lassen.⁴⁷

Einige der Mechanismen menschlicher Intelligenz sind bereits durch Forschende entdeckt und erklärt worden. Sofern diese bei der Entwicklung Berücksichtigung finden, kann von einem teilweise intelligenten Programm gesprochen werden. Sofern nur die bekannten Mechanismen für die Ausführung einer Aufgabe benötigt werden, erzielt ein System, dessen Entwickler diese Mechanismen kennt und implementiert hat, gute Ergebnisse. Sollten jedoch andere Mechanismen erforderlich sein, die der Entwickler nicht berücksichtigt hat, ist das System nicht in der Lage, diese Aufgabe zu lösen.⁴⁸

Dennoch können Computerprogramme auf Basis von KI durchaus dazu fähig sein, sich selbst auf höhere Intelligenzniveaus zu bringen. Hierzu ist es allerdings entscheidend, dass die KI im Hinblick auf die im Hintergrund laufenden Mechanismen ähnlich aufgebaut ist wie die menschliche Intelligenz. Entsprechend muss ebenfalls die Leistungsfähigkeit der im Hintergrund laufenden Algorithmen verbessert sowie der Anwendungsbereich ausgebaut werden.⁴⁹

Der Erfolg einer Anwendungssoftware hängt insgesamt also davon ab, inwiefern das Computerprogramm den Anforderungen der Fragestellungen gerecht wird und auf welche Weise es die Problemlösung menschenähnlich entwickelt.⁵⁰

2.3 Agentenbasierte Definition der KI

Bei der Definition der KI nach Stuart Jonathan Russell und Peter Norvig lassen sich zwei Dimensionen unterscheiden: Einerseits geht es um Denkprozesse sowie das Gedächtnis und andererseits um das Verhalten des Agenten. Beide Dimensionen können ferner in die Ebenen des menschlichen Denkens und Handelns sowie des rationalen Denkens und Handelns untergliedert werden.⁵¹

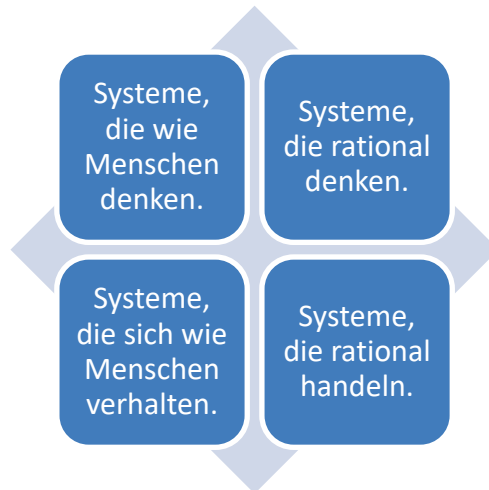
⁴⁷ Vgl. ebd.

⁴⁸ Vgl. ebd.

⁴⁹ Vgl. ebd.

⁵⁰ Vgl. ebd.

⁵¹ Vgl. Russell, S. J. / Norvig, P. (Artificial intelligence, 1995), S. 4.

Abbildung 5: Einige Definitionen der KI

Quelle: in Anlehnung an: Russell, S. J. / Norvig, P. (Artificial Intelligence, 1995), S. 5

Beim auf den Menschen ausgerichteten Ansatz geht es vor allem um empirische Forschung, wohingegen beim rational ausgerichteten Ansatz in erster Linie mathematische und ingenieurwissenschaftliche Hypothesen verfolgt werden. In den nachfolgenden Abschnitten werden die unterschiedlichen Ansätze sowie die kulturellen Hintergründe zusammenfassend dargestellt.

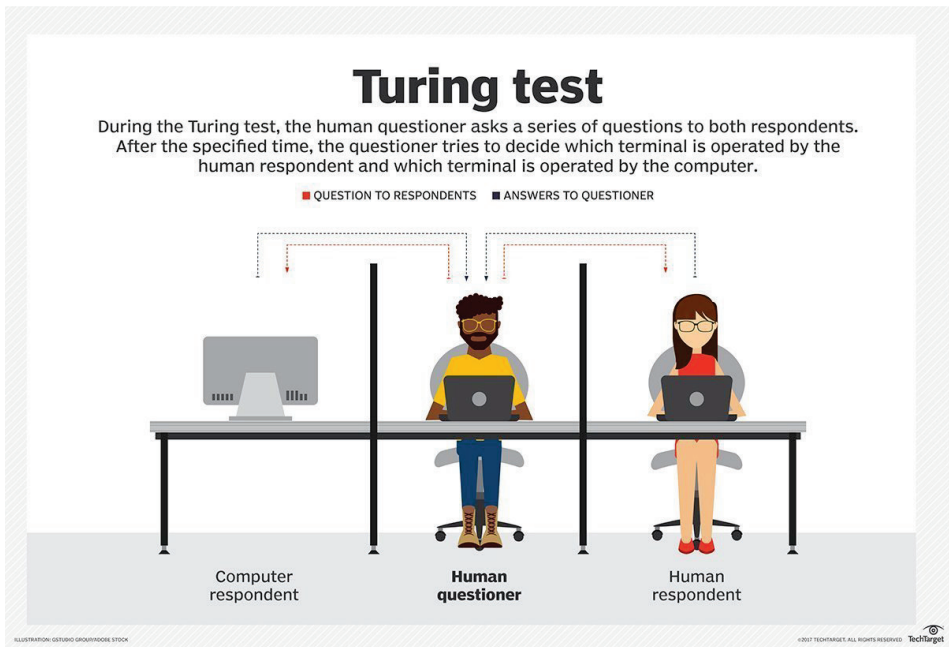
2.3.1 Menschliches Verhalten – Der Turing-Test

Der Turing-Test, auch „Imitation Game“ genannt⁵², wurde 1950 von Alan Turing entwickelt.⁵³ Ursprünglich galt er als Versuch, Intelligenz zu definieren. Hierzu wurden unterschiedliche Probanden gebeten, über einen Computer Fragen zu stellen. Der Computer galt hierbei als menschlich intelligent, sofern der Proband nicht erkannte, dass die gestellte Frage nicht durch einen Menschen, sondern durch ein Computerprogramm beantwortet wurde.⁵⁴ Exemplarisch wird im Folgenden der Ablauf des Turing-Tests dargestellt:

⁵² Vgl. Marcus, G. (Turing-Test, 2017), S. 58–63.

⁵³ Vgl. Mohn E. (Turing-Test, 2019).

⁵⁴ Vgl. Russell, S. J. / Norvig, P. (Artificial intelligence, 1995), S. 5.

Abbildung 6: Der Turing-Test

Quelle: Gillis, A. S. (Turing-Test, 2015)

Im Jahr 2014 hat der Chatbot Eugene Goostman als erstes Computerprogramm den Turing-Test bestanden. Anstatt jedoch auf die gestellten Fragen die richtige Antwort zu geben, hat das Programm absichtlich Fehler und Ungenauigkeiten eingebaut, die dazu führten, dass die Probanden das Computerprogramm als Menschen identifizierten. Hieraus lässt sich ableiten, dass der Turing-Test durch die bewusste Nutzung von Unwahrheiten getäuscht und somit bestanden werden kann.⁵⁵ Dies zeigt vor allem, dass eine KI, um als menschliche Intelligenz angesehen zu werden, sich sowohl menschlich verhalten als auch menschlich kommunizieren muss.⁵⁶ Dennoch findet der Turing-Test auch heute weiterhin Anwendung im Bereich der Softwareüberprüfung hinsichtlich der KI.⁵⁷

⁵⁵ Vgl. Marcus, G. (Turing-Test, 2017), S. 58–63.

⁵⁶ Vgl. Russell, S. J. / Norvig, P. (Artificial intelligence, 1995), S. 6.

⁵⁷ Vgl. Mohn E. (Turing-Test, 2019).

2.3.2 Menschliches Denken – Kognitionswissenschaft

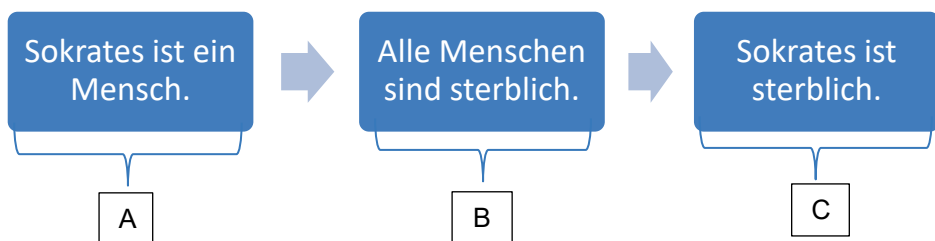
Wenn ein Computerprogramm entwickelt werden soll, das genau so denkt wie der Mensch, ist es im Vorfeld unerlässlich, das menschliche Denken zu analysieren. Dies kann entweder durch Selbstbeobachtung oder aber psychologische Experimente erfolgen.⁵⁸ Vor allem in den Bereichen Sehen, natürliche Sprache und Lernen können Computerprogramme nur mit Hilfe der Kognitionswissenschaft dahingehend weiterentwickelt werden, wie ein Mensch zu denken.⁵⁹

Um zu verifizieren, ob ein Computerprogramm zumindest teilweise menschliche Denkweisen zeigt, können der In- und Output des Programms mit denen eines Menschen verglichen werden. Gibt es Korrelationen zwischen den Ergebnissen, kann daraus geschlossen werden, dass zumindest ein Teil des Computerprogramms einige Methoden des menschlichen Denkens beherrscht.⁶⁰ Menschliches Denken gilt somit als eine der Voraussetzungen zum Bestehen des Turing-Tests.

2.3.3 Rationales Denken – Gesetze des Denkens

Der griechische Philosoph Aristoteles zeigte in seinem Syllogismus, dass rationales Denken als Grundsatz zur Bewältigung von Aufgaben und des „richtigen Denkens“ angesehen werden kann. Hierbei stützte sich Aristoteles vor allem auf zwei Muster, die dazu führen sollten, dass immer die richtige Schlussfolgerung gezogen wird.⁶¹ Ein Beispiel ist in Abbildung 7 dargestellt.

Abbildung 7: Syllogismus von Aristoteles



Quelle: in Anlehnung an: Russell, S. J. / Norvig, P. (Artificial Intelligence, 1995), S. 7

⁵⁸ Vgl. Russell, S. J. / Norvig, P. (Artificial intelligence, 1995), S. 6.

⁵⁹ Vgl. ebd.

⁶⁰ Vgl. ebd.

⁶¹ Vgl. ebd.

Laut Aristoteles kann aus zwei feststehenden Merkmalen, hier A und B, die logische Schlussfolgerung C hergeleitet werden. Dies bietet vor allem für intelligente Programme den Ansatz, Muster zu entdecken und anhand der gefundenen Muster zu einer Lösung zu kommen.⁶²

Bereits im 19. und 20. Jahrhundert gab es Programme, die versuchten, ein formal beschriebenes Problem anhand der Theorie von Aristoteles zu lösen. Die Problematik besteht jedoch unter anderem darin, ein Problem formal zu beschreiben, wenn dieses selbst nicht in Gänze bekannt ist. Eine weitere Schwierigkeit ist, dass der auf Theorien basierende Lösungsansatz nicht zwangsläufig in der Praxis Anwendung findet.⁶³

Entscheidend bei der Entwicklung eines intelligenten Computerprogramms mit der Logik von Aristoteles ist, neben den Ressourcen, die für die Suche nach Mustern und Lösungen gebraucht werden, ebenfalls die Unterstützung des Programms durch eine Art Anleitung. Dies soll verhindern, dass Programme ihre Ressourcen auslasten, ohne in kurzer Zeit das gewünschte Ergebnis zu liefern. Ohne entsprechende Anleitung zur Vorgehensweise und Prüfung von Mustern würden Programme in einer Endlosschleife nach Lösungswegen suchen.⁶⁴

Für KI scheint die Theorie von Aristoteles unerlässlich. Entsprechend sollte sie bei der Entwicklung von künstlich intelligenten Computerprogrammen Anwendung finden.⁶⁵

2.3.4 Rationales Handeln – Rationale Agenten

Rationales Handeln lässt sich als Aktion eines Agenten, die nach sorgfältiger Überlegung zur Erfüllung bestimmter Ziele durchgeführt wird, beschreiben. Hier kann es unter anderem darum gehen, die Schlussfolgerungen des rationalen Denkens bei den geplanten Handlungen zu berücksichtigen. Dennoch ist es möglich, dass rationales Handeln auch unabhängig vom rationalen Denken geschieht. Ein Beispiel hierfür sind die Reflexreaktionen des Menschen, die nicht zwangsläufig durch sorgfältiges Nachdenken der Agentin oder des Agenten unter Einbezug logischer Schlussfolgerungen ausgelöst werden.⁶⁶

⁶² Vgl. ebd., S. 7.

⁶³ Vgl. ebd.

⁶⁴ Vgl. ebd.

⁶⁵ Vgl. ebd.

⁶⁶ Vgl. ebd.

Die Entwicklung eines rational handelnden Programms bringt zwei wesentliche Vorteile mit sich: Zum einen ist für die rationale Handlung nicht zwangsläufig rationales Denken erforderlich und zum anderen wird die Entwicklung rational handelnder Programme durch die feststehende Definition von Rationalität vereinfacht. Anders als beim menschlichen Handeln werden hier subjektive Wahrnehmungen außer Acht gelassen. Des Weiteren wird durch die fehlende Notwendigkeit des rationalen Denkens ebenfalls eine Verzerrung verhindert, die vor allem in Situationen entstehen kann, in denen es nachweislich keine richtige Lösung gibt, aber dennoch eine Lösung gefunden werden muss.⁶⁷

Dennoch existieren Situationen, bei denen es einer Agentin oder einem Agenten nicht möglich ist, rational zu handeln und somit die richtige Entscheidung zu treffen. Dies kann vor allem bei komplexen Problemstellungen der Fall sein, da diese einen hohen Rechenaufwand mit sich bringen.⁶⁸

2.4 Berechnung des Denkens, Tuns und Wahrnehmens

In Bezug auf die Berechnung des Denkens, Tuns und Wahrnehmens kann zwischen zwei grundlegenden Lernmethoden der KI unterschieden werden. Hierbei geht es einerseits um regelbasierte Lernmethoden und andererseits um die algorithmische Berechenbarkeit.

Joachim Hertzberg definiert KI als „Teil der Informatik, der mittels algorithmischer Modelle Leistungen des Denkens, Tuns und Wahrnehmens untersucht“.⁶⁹ Somit befasst sich die Definition nach Hertzberg grundlegend mit der Berechenbarkeit. Hierbei ist vor allem die Verbindung zu NN von Relevanz. Um KI vollkommen zu machen, müsste die menschliche Intelligenz künstlich abgebildet werden.⁷⁰ Dies kann unter Einbezug der NN geschehen. Dennoch kann ein NN die menschliche Intelligenz nicht vollständig abbilden, da nicht alle menschlichen Komponenten der Wissenschaft bekannt sind.

In den folgenden Abschnitten werden die Begriffe „Regelbasiertes Lernen“ und „Berechenbarkeit“ dargestellt.

⁶⁷ Vgl. ebd.

⁶⁸ Vgl. ebd., S. 8.

⁶⁹ Hertzberg, J. (Künstliche Intelligenz, 2011), S. 101.

⁷⁰ Vgl. Russell, S. J. / Norvig, P. (Artificial intelligence, 1995), S. 7.

2.4.1 Expertensysteme

Einen großen Bereich des regelbasierten Lernens stellen Expertensysteme als Teilbereich der KI dar. Diese Systeme sollen das Fachwissen von Wissenschaftlerinnen oder Experten sammeln und reproduzierbar machen. Das Ziel solcher Expertensysteme ist es, das Wissen der Experten zu sammeln und langfristig verfügbar zu machen. Hierdurch wird eine Verfügbarkeit der Informationen, auch ohne die Anwesenheit der Experten, gewährleistet.⁷¹

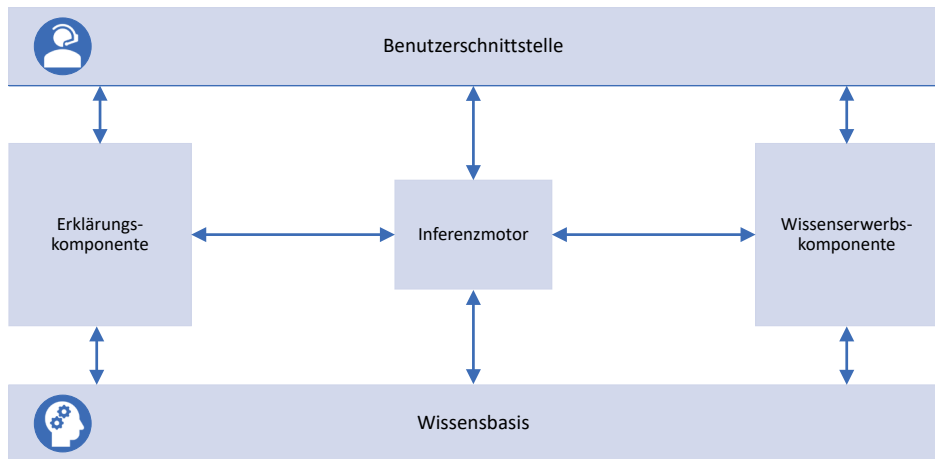
Hierzu wird versucht, das Wissen der Experten zu extrahieren und zu formalisieren, um es im Anschluss in ein System einzubetten. Dieses System soll dann dazu in der Lage sein, gespeicherte Informationen abzurufen, zu interpretieren und auszuwerten.⁷²

Diese Expertensysteme bestehen jeweils aus mehreren Bausteinen. Die Basis von Expertensystemen stellen das Wissen sowie der Inferenzmotor dar. Die Wissensbasis bezeichnet hierbei das problemspezifische Expertenwissen. Dieses lässt sich in zwei wesentliche Arten gliedern: Einerseits das generische Wissen, das problemunabhängig gespeichert wurde, und andererseits das fallspezifische Wissen, das lediglich der Lösung eines konkreten Problems dient.⁷³

⁷¹ Vgl. Reif, G. (Expertensysteme, 2000).

⁷² Vgl. ebd.

⁷³ Vgl. ebd.

Abbildung 8: Aufbau eines Expertensystems

Quelle: in Anlehnung an: Friedrich, G. / Stumptner, M. (Expertensysteme, 1990), S. 1–19

Die in Abbildung 8 erkennbare Erklärungskomponente ist für die Informationsversorgung des Expertensystems zuständig. Hierbei werden unterschiedliche Ansätze, wie z. B. die Hinterfragung der vorgeschlagenen Lösung sowie die Hinterfragung bestimmter Informationen, genutzt, um ausreichend Wissen zur Problemlösung bereitzustellen. Die Wissenserwerbskomponente sorgt für die Verfügbarkeit konsistenten Wissens und dessen Speicherung. Somit soll diese die vorhandene Wissensbasis unterstützen.⁷⁴

Die Benutzerschnittstelle lässt sich in zwei Arten differenzieren. Eine Art dieser Schnittstelle stellt den Kontakt zum Anwender dar. Dieser möchte eine Lösung für ein konkretes Problem erhalten. Eine zweite Art der Schnittstelle führt zum Knowledge-Engineer, der für die Speicherung des vorhandenen Wissens und dessen Wartung verantwortlich ist.⁷⁵

Ein Ansatz, der ebenfalls in Expertensystemen Anwendung findet, ist die Dempster-Shafer-Theorie.⁷⁶ Diese Theorie basiert auf akkumulierten Beobachtungen und erleichtert deren Zusammenfassung. Anhand dieser zusammengefassten Ergebnisse können Expertinnen und Experten nachfolgend klassifizieren, welche

⁷⁴ Vgl. Reif, G. (Expertensysteme, 2000).

⁷⁵ Vgl. ebd.

⁷⁶ Vgl. Gordon, I. / Shortliffe, E. (Dempster-Shafer, 1990), S. 272.

Regeln für die richtige Interpretation von Beobachtungen bedeutsam sind.⁷⁷ Durch Anwendung dieser Theorie soll beispielsweise das medizinische und diagnostische Verständnis von Ärztinnen und Ärzten in Expertensysteme integriert werden.⁷⁸

Anwendung findet diese Theorie in Zusammenhang mit Expertensystemen unter anderem bei der Früherkennung cholestatischer Gelbsucht, die durch mehrere Ursachen ausgelöst werden kann.⁷⁹

Auf die ausführliche Beweisführung der Dempster-Shafer-Theorie wird aus Praktikabilitätsgründen in diesem Band verzichtet.

2.4.2 Grenzen von Expertensystemen

Vor allem bei sehr großen und komplexen Domänen können Expertensysteme aufgrund eines hohen Ressourcenbedarfs und der mangelnden Effizienz an ihre Grenzen stoßen. In diesem Fall kann eine andere Algorithmenklasse der KI, genauer gesagt ein künstliches NN, Abhilfe schaffen.⁸⁰

NN verstehen sich hierbei als ein selbstlernendes System, das im Aufbau einem menschlichen Gehirn ähnlich ist. Um den gewünschten Erfolg zu erzielen, benötigen NN große Datenmengen, die sogenannten Trainingsdaten. Durch dieses Training sollen NN anschließend zur Analyse großer Datenmengen in der Lage sein. Somit ist die Leistungsfähigkeit von NN von ihren Trainingsdaten abhängig.⁸¹

Um nachzuvollziehen, wie ein NN funktioniert, wird im Folgenden zuerst der Aufbau eines menschlichen Gehirns erörtert. Anschließend wird der Bezug zu NN im Bereich der KI hergestellt.

Das menschliche Gehirn besteht aus Verbindungen zwischen Neuronen. Diese sind so aufgebaut, dass ein Neuron auf einer Seite einen Impuls empfangen kann und diesen bei Erreichen eines bestimmten Schwellenwerts auf der anderen Seite weitergibt. Die Aufgabe eines Neurons ist somit neben der Aufnahme und

⁷⁷ Vgl. ebd., S. 291.

⁷⁸ Vgl. ebd., S. 272.

⁷⁹ Vgl. ebd., S. 273.

⁸⁰ Vgl. Kohn, W. / Tamm, U. (Neuronale Netze, 2019), S. 184 f.

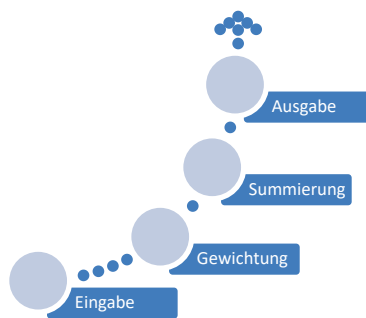
⁸¹ Vgl. ebd.

Weiterleitung unter anderem auch die Verarbeitung von Informationen durch elektrische Impulse.⁸²

Ähnlich funktioniert auch die Informationsverarbeitung bei NN. Die im menschlichen Gehirn befindlichen Neuronen heißen jedoch in der künstlichen Abbildung Perzeptronen. Diese Perzeptronen empfangen, genauso wie die Neuronen, einen Eingabewert. Dieser wird anschließend gewichtet und aufsummiert. Sofern die Summe einen bestimmten Schwellenwert erreicht, wird mit Hilfe der Aktivierungsfunktion eine Ausgabe, also eine 0 oder 1, erzeugt.⁸³

Die nachfolgende Grafik soll den Ablauf der Informationsübermittlung durch Perzeptronen verdeutlichen.

Abbildung 9: Schematische Darstellung der Informationsübermittlung durch Perzeptronen



Trainingsdaten dienen dazu, dem Perzeptron zu vermitteln, welche Ausgabe bei welchen Eingabewerten erzeugt werden soll.⁸⁴ Hierzu werden zunächst zufällige Gewichtungen vorgenommen. Anhand der Trainingsdaten wird nun überprüft, ob die Eingabe zur gewünschten Ausgabe führt. Sofern dies nicht der Fall ist, wird die Gewichtung angepasst, bis die gewünschte Ausgabe erzeugt oder ein bestimmter Annäherungswert erreicht wird. Somit wird durch einen umfassenden Trainingsdatenbestand die Vorhersagegüte verbessert.⁸⁵

⁸² Vgl. Hetzel, L. / Wangelik, F. (Künstliche neuronale Netze, 2019), S. 151–153.

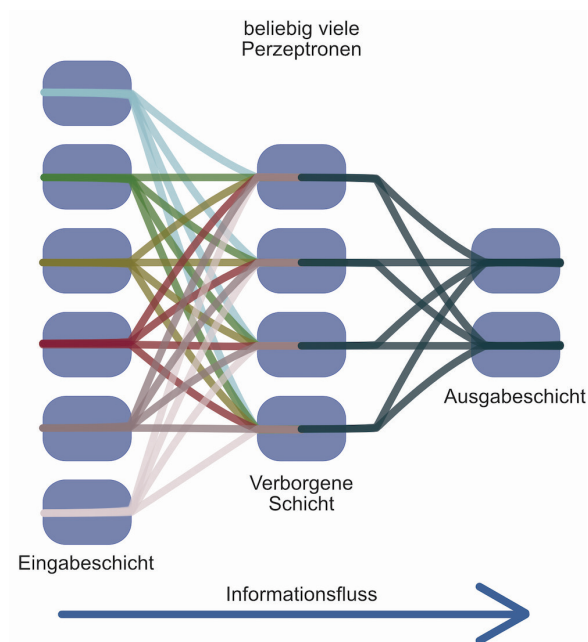
⁸³ Vgl. ebd., S. 152–154.

⁸⁴ Vgl. ebd.

⁸⁵ Vgl. ebd., S. 155–156.

Aus mehreren Perzeptronen entsteht in der Folge ein NN. Diese NN können unterschiedliche Netzarchitekturen aufweisen. Die häufigste Form stellen die Feed Forward Neural Networks dar. Hierbei gibt es mehrere Neuronen in unterschiedlichen Schichten. Feststehend sind bei dieser Netzarchitektur lediglich die Eingabe- und Ausgabeschicht. Dazwischen können sich beliebig viele verborgene Schichten befinden. Alle Schichten bestehen hierbei aus einer unbestimmten Anzahl von Perzeptronen. Dies ermöglicht unter anderem sowohl die Erfassung von Abhängigkeiten als auch die Analyse von komplexen Datenbeständen.⁸⁶ Die nachfolgende Abbildung soll den Aufbau eines künstlichen NN darstellen.

Abbildung 10: Aufbau eines künstlichen NN



Quelle: in Anlehnung an Hetzel, L. / Wangelik, F. (Künstliche neuronale Netze, 2019), S. 159

Die zentrale Herausforderung in Zusammenhang mit NN ist die Über- bzw. Unteranpassung aufgrund des falsch gewählten Umfangs der Trainingsdaten. Wird ein zu kleiner Trainingsdatensatz verwendet, lernen NN diesen Datensatz auswendig. Dies wird auch Overfitting bzw. Überanpassung genannt. In der Folge

⁸⁶ Vgl. ebd., S. 158 f.

können NN Daten, die von den Trainingsdaten abweichen, nicht analysieren.⁸⁷ Bei einer Unteranpassung durch einen zu großen Trainingsdatensatz wird das NN nicht befähigt, eine möglichst genaue Ausgabe zu liefern. Der Fehlerwert, der bei den Trainingsdaten für die Gewichtung verwendet wird, ist zu groß.⁸⁸

Des Weiteren kann die Auswahl falscher Trainingsdaten ebenfalls zu einem zu hohen Fehlerwert bei Testdaten führen. Entsprechend ist es von großer Bedeutung, die Art sowie den Umfang der Trainingsdaten bewusst zu wählen, sodass es nicht zu einer Überanpassung, einer Unteranpassung oder einer Falschanpassung kommt.⁸⁹

Aufgrund der Komplexität des Lernprozesses werden in der Praxis teilweise spezielle Hardwarekomponenten genutzt, um dessen Effizienz zu steigern. Häufig werden bei einfachen Fragestellungen und Datensätzen NN mit lediglich einer versteckten Ebene genutzt. Dies hat den Vorteil, dass hier nur eine feststehende Anzahl an Gewichten angepasst werden muss. Bei komplexen Datensätzen und Berechnungen reicht dies jedoch nicht aus. Hier muss das NN durch weitere versteckte Ebenen ergänzt werden, was insgesamt als Deep Learning bezeichnet wird.⁹⁰

Deep Learning findet zum aktuellen Zeitpunkt in vielen Bereichen Anwendung. Während Google und Facebook versuchen, Sprachfähigkeiten und Sprachassistenten weiterzuentwickeln, arbeiten Automobilhersteller mit Hilfe von NN am Fahrverhalten und an den Fahrentscheidungen autonomer Fahrzeuge. Demgegenüber werden in der Medizin durch NN und die damit verbundene verbesserte Bilderkennung die Diagnose und Medikation verbessert.⁹¹

⁸⁷ Vgl. Goodfellow, I. et al. (Deep Learning, 2018), S. 123.

⁸⁸ Vgl. ebd.

⁸⁹ Vgl. ebd.

⁹⁰ Vgl. Kohn, W. / Tamm, U. (Neuronale Netze, 2019), S. 190.

⁹¹ Vgl. Dunn, T. (Deep Learning, 2019).

3 Schwache und starke Künstliche Intelligenz

In den folgenden Abschnitten wird das Begriffspaar schwache und starke KI dargestellt. Hierzu wird in Abschnitt 3.1 auf die Auffassung der Bundesregierung gemäß dem Strategiebericht eingegangen. In Abschnitt 3.2 folgt die Verknüpfung des Begriffspaars mit Gödels Unvollständigkeitstheorem.

3.1 Strategiebericht der Bundesregierung

Laut dem Strategiebericht der Bundesregierung mit dem Titel „Strategie KI der Bundesregierung“ gibt es keine von allen Akteurinnen und Akteuren konsistent genutzte Definition der KI. Dennoch lehnt die Bundesregierung ihre Strategie an die Aussagen führender Forscher auf dem Gebiet der KI an. Hierbei wird vor allem zwischen starker und schwacher KI unterschieden.⁹²

Starke KI beschreibt Systeme, die ähnliche intellektuelle Fähigkeiten wie der Mensch besitzen. Hierbei kann ein System auf gleicher Ebene mit dem Menschen oder sogar über dieser Ebene angesiedelt sein.⁹³

Schwache KI hingegen beschreibt Systeme, die überwiegend entwickelt werden, um konkrete Problemstellungen zu lösen. Sie basieren auf den Möglichkeiten, die Informatik und Mathematik zur Verfügung stellen. Diese Systeme können in der Lage sein, sich selbst zu optimieren, und beinhalten zum Teil auch Nachbildungen der menschlichen Intelligenz. Ebenfalls können derartige Systeme menschliches Denken simulieren und dieses unterstützen.⁹⁴ Die Bundesregierung untergliedert die Einsatzmöglichkeiten der schwachen KI in insgesamt fünf Positionen, die im Folgenden zusammenfassend dargestellt werden.

Zu den Einsatzmöglichkeiten schwacher KI zählen unter anderem Deduktionssysteme, die versuchen, ähnlich wie in Abschnitt 2.3.3 beschrieben, aus bestehenden Informationen Schlussfolgerungen zu formulieren. Ein weiteres Handlungsfeld sind wissensbasierte Systeme. Diese sollen Expertinnen und Experten in ihrem Wissen unterstützen oder Expertenwissen simulieren. Wissensbasierte Systeme beruhen zum Teil auf den Erkenntnissen aus der Psychologie sowie den Kognitionswissenschaften,⁹⁵ ähnlich wie in Abschnitt 2.3.2 ausgeführt.

⁹² Vgl. Bundesregierung (Strategie KI, 2018).

⁹³ Vgl. ebd.

⁹⁴ Vgl. ebd.

⁹⁵ Vgl. Russell, S. J. / Norvig, P. (Artificial intelligence, 1995), S. 6.

Neben diesen Anwendungsmöglichkeiten gibt es ferner die induktiven Analyseverfahren, mit deren Hilfe Muster in Datensätzen erkannt und untersucht werden. Bei diesen induktiven Analyseverfahren werden Muster in Datensätzen gesucht und diese im Anschluss auf die Gesamtheit bezogen.⁹⁶ Gemeinsam mit den deduktiven Verfahren,⁹⁷ vgl. Syllogismus von Aristoteles Abschnitt 2.3.3, bilden diese die Basis für maschinelles Lernen, eine Schlüsselkompetenz der KI, die die Generierung von Wissen aus Erfahrungen beschreibt.⁹⁸ Eine weitere Position stellen die Robotik sowie autonome Systeme dar. Auch die multimodale Mensch-Computer-Interaktion ist ein Bestandteil der Strategie. Hier geht es vor allem darum, menschliches Verhalten und menschliche Ausdrücke, wie z. B. Sprache, Bilder oder Gestik, zu analysieren und zu deuten.⁹⁹

3.2 Gödels Unvollständigkeitstheorem

Der Mathematiker Kurt Gödel (1906) stellte in der Mathematik zwei entscheidende Theoreme auf, die auch in Bezug auf KI unerlässlich scheinen.¹⁰⁰ Nachfolgend werden diese Gödelschen Theoreme zusammenfassend dargestellt.

Das erste Gödelsche Theorem beschreibt ein Logiksystem S, das einen Ausdruck G enthält. Dieser Ausdruck G beschreibt die eigene arithmetische Unbeweisbarkeit. Sofern das Logiksystem S widerspruchsfrei ist, gilt der Ausdruck G als nicht beweisbar. Dass der Ausdruck G nicht beweisbar ist, wird durch den arithmetischen Ausdruck seiner selbst angenommen. Somit scheint die selbstreferentielle Aussage von G, dass G unbeweisbar ist, wahr.¹⁰¹

Dies wiederum bedeutet, dass das Logiksystem S einen zwar wahren, jedoch unbeweisbaren Ausdruck G enthält. Somit kann das Logiksystem S als unvollständig angesehen werden. Weder G noch der Antagonist Non-G sind in diesem widerspruchsfreien Logiksystem beweisbar.¹⁰²

⁹⁶ Vgl. Sauer, S. (Moderne Datenanalyse mit R, 2019), S. 249.

⁹⁷ Vgl. Russell, S. J. / Norvig, P. (Artificial intelligence, 1995), S. 6 f.

⁹⁸ Vgl. Fraunhofer-Institut für Intelligente Analyse- und Informationssysteme IAIS (Maschinelles Lernen, o. J).

⁹⁹ Vgl. Bundesregierung (Strategie KI, 2018).

¹⁰⁰ Vgl. o. V. (Gödelsche Theoreme, 1999), S. 119.

¹⁰¹ Vgl. ebd., S. 120.

¹⁰² Vgl. ebd.

Das zweite Gödelsche Theorem beschreibt, dass die Widerspruchsfreiheit des Logiksystems S aus dem ersten Gödelschen Theorem prinzipiell nicht durch dieses selbst beweisbar ist. Das Logiksystem S kann somit nur durch eine Art Metasystem von außen als beweisbar beurteilt werden.¹⁰³

Wird eine Maschine als Realisierung eines logischen Systems angesehen, so kann aus dem Gödelschen Theorem abgeleitet werden, dass diese nur begrenzt in der Lage ist, die menschliche Intelligenz zu simulieren. Somit scheint es unmöglich, ein vollständiges Abbild der menschlichen Intelligenz zu schaffen, um damit eine KI zu entwickeln.¹⁰⁴

Folglich stellt sich die Frage, unter welchen Umständen ein Logiksystem den Satz G als wahr klassifizieren und gleichzeitig den Beweis zur Unbeweisbarkeit von G führen kann.¹⁰⁵ Zur Beantwortung dieser Fragestellung werden im Folgenden die einzelnen Systeme und Teilsysteme des Logiksystems S analysiert.

1. G besitzt die Eigenschaft, nicht beweisbar zu sein.
2. G besitzt die Eigenschaft, beweisbar zu sein. Die selbstreferentielle Aussage von G ist falsch.

Wird davon ausgegangen, dass es sich beim Logiksystem S um ein semantisch richtiges System handelt, so kann folglich lediglich die erste Aussage stimmen. Ein semantisch richtiges System wird somit als ein System beschrieben, das alle beweisbaren Sätze als wahr klassifiziert. Aufgrund seiner selbstreferentiellen Aussage muss G bei einem semantisch korrekten System die Eigenschaft besitzen, nicht beweisbar und zugleich wahr zu sein.¹⁰⁶

Sofern die selbstreferentielle Aussage des Ausdrucks G jedoch einzeln und somit losgelöst vom System S und ebenfalls von der G-Ebene betrachtet wird, kann unter Einbezug der Metaebene entschieden werden, ob die Aussage von G wahr ist.¹⁰⁷

¹⁰³ Vgl. ebd.

¹⁰⁴ Vgl. Lucas, J. R. (Unvollständigkeitstheorem, 1961), S. 112–127.

¹⁰⁵ Vgl. o. V. (Gödelsche Theoreme, 1999), S. 122.

¹⁰⁶ Vgl. ebd., S. 123.

¹⁰⁷ Vgl. ebd., S. 128.

Dies kann jedoch erst dann geschehen, wenn der Ausdruck G in einen anderen Ausdruck, beispielsweise Ü übersetzt wird. Obwohl die Kernaussage des Ausdrucks hiervon unberührt bleibt, kann nun die umgewandelte Form Ü, die im Gegensatz zu G keine selbstreferentielle Aussage liefert, überprüft werden.¹⁰⁸

Entsprechend dieser Theorie kann davon ausgegangen werden, dass es sich bei einem maschinellen Logiksystem mit einer gewissen Komplexität um ein unvollständiges System handelt.¹⁰⁹

¹⁰⁸ Vgl. ebd.

¹⁰⁹ Vgl. ebd., S. 130.

4 Künstliche Intelligenz – Umsetzung in der Praxis

In diesem Kapitel wird von der Theorie zur Praxis übergegangen. Hierzu werden in Abschnitt 4.1 und seinen Unterabschnitten drei unterschiedliche Anwendungssysteme vorgestellt, die auf Basis der KI entwickelt wurden. In Abschnitt 4.2 werden daraufhin zunächst Merkmale der schwachen und starken KI dargestellt, so dass daraufhin die in Abschnitt 4.1 vorgestellten Anwendungssysteme anhand dieser Merkmale klassifiziert werden können.

4.1 KI in aktuellen Anwendungssystemen

Im Folgenden werden drei Anwendungssysteme vorgestellt, die auf KI basieren. In Abschnitt 4.1.1 geht es um DeepL, einen renommierten Übersetzungsdienst auf Basis von NN.¹¹⁰ Darauf folgt in Abschnitt 4.1.2 Beaconforce, ein Unternehmen, das es sich zur Aufgabe gemacht hat, die intrinsische Motivation der Mitarbeitenden in Unternehmen zu fördern.¹¹¹ Abschnitt 4.1.3 beschäftigt sich mit dem aktuellen Forschungsstand zu Anwendungssystemen in der Medizin – speziell im Bereich der Hautkrebsdiagnostik.

4.1.1 DeepL

„Die Vision von DeepL ist, weltweit Sprachbarrieren einzureißen und Kulturen einander näher zu bringen.“¹¹² DeepL ist aktuell einer der stärksten Übersetzungsdienste weltweit, der Übersetzungen so natürlich wie möglich klingen lässt. Nach eigenen Angaben übersetzt kein anderer Übersetzungsdienst Dokumente oder Texte so verständlich wie DeepL. Hierzu verwendet das Kölner Unternehmen KI, genauer gesagt Deep Learning. Daher kommt auch der Name des Unternehmens: DeepL.¹¹³

Deep Learning beschreibt hierbei einen Teilbereich der KI, der sich autonom verbessert und aus vorangegangenen Übersetzungen und Erfahrungen der Nutzerinnen und Nutzer lernt. Auch Fehler in Übersetzungen erkennt DeepL während der kontinuierlichen Überprüfung der Übersetzung automatisch. Hierbei greift das System auf einen bereits bestehenden Datenbestand zurück, der vom bereits

¹¹⁰ Vgl. DeepL GmbH (DeepL, 2020).

¹¹¹ Vgl. Beaconforce S.r.l (Beaconforce Product, 2019).

¹¹² DeepL GmbH (DeepL, 2020).

¹¹³ Vgl. Budras, C. (DeepL, 2018).

2008 gegründeten Unternehmen Linguee stammt. Linguee versuchte, im Gegensatz zu DeepL, den Nutzern ähnliche Textpassagen zu liefern, die sie bei der Übersetzung und Deutung unterstützen sollten.¹¹⁴

Aktuell hat die KI hinter DeepL ausreichend Ressourcen, um innerhalb von einer Sekunde über eine Million Wörter zu übersetzen. Genutzt werden diese Ressourcen, um DeepL weiterhin zu trainieren und somit auch die Übersetzungen zu verbessern. Mehrsprachige Texte dienen zum Training der NN in Bezug auf Formulierungen und Grammatik.¹¹⁵

Der größte Unterschied zwischen DeepL und anderen Übersetzungsdiensten besteht in der Architektur der NN. Des Weiteren legen die Entwickler viel Wert auf die Kontextgenauigkeit ihrer Übersetzungen. Hierzu werden, im Gegensatz zu anderen maschinellen Übersetzungen, die zu übersetzenden Wörter oder Passagen in einen Kontext gebracht und nicht Wort für Wort übersetzt.¹¹⁶

DeepL unterstützte bereits beim Marktstart im Jahr 2017 über 42 Sprachkombinationen, mittlerweile sind es mehr als 72. Auch in Zukunft möchte das Unternehmen seiner Vision treu bleiben und arbeitet an weiteren Sprachkombinationen.¹¹⁷

Auch im Branchenvergleich schneidet DeepL deutlich besser ab als die Konkurrenz. Im Rahmen eines wissenschaftlichen Experimentes wurde DeepL anhand von 119 Textabschnitten aus unterschiedlichsten Bereichen getestet und die Ergebnisse zur Beurteilung an professionelle Übersetzer weitergeleitet. Hierbei sollten die Übersetzer die jeweils beste Übersetzung auswählen – DeepL wurde im Schnitt viermal häufiger ausgewählt als die Ergebnisse anderer Übersetzungsdienste wie Google Translator oder Bing.¹¹⁸

4.1.2 Beaconforce

Beaconforce ist ein Start-up aus San Francisco, das anhand täglicher Fragen an die Mitarbeitenden des beauftragenden Unternehmens versucht, die Motivation der Mitarbeitenden festzuhalten, zu analysieren und zu fördern.¹¹⁹ Hierbei greift

¹¹⁴ Vgl. ebd.

¹¹⁵ Vgl. DeepL GmbH (DeepL, 2020).

¹¹⁶ Vgl. Wischmeyer, N. (Deep Talk, o. J).

¹¹⁷ Vgl. DeepL GmbH (DeepL, 2020).

¹¹⁸ Vgl. ebd.

¹¹⁹ Vgl. BreakingTech (Beaconforce App, 2018).

das Unternehmen auf die Möglichkeiten der KI, kombiniert mit positiver Psychologie, Neurowissenschaften und der Spieltheorie zurück. Das Unternehmen verspricht eine Echtzeitleösung, die es Managerinnen und Managern ermöglichen soll, individuell auf die Stimmung im Team einzugehen.¹²⁰

Beaconforce beschreibt den Ablauf und die Möglichkeiten der Anwendung wie folgt:

1. Bewertung

Mitarbeitende des Unternehmens werden täglich nach ihrem Wohlbefinden gefragt. Hierzu werden ihnen durch die App zwei Fragen gestellt, die anschließend anonymisiert ausgewertet werden.¹²¹

2. Analyse

Den Schwerpunkt legt Beaconforce auf die Auswertung der täglichen Fragen. Das Management erhält durch das Dashboard Informationen dazu, wie die aktuelle Motivation der Mitarbeitenden ist und in welchen Bereichen es Handlungsempfehlungen gibt, die die Leistung der Mitarbeitenden steigern könnten.¹²²

3. Beratung

Ziel von Beaconforce ist es, langfristig höhere Leistungen zu erzielen. Hierzu gibt die App Mitteilungen an das Management, wie die Motivation gestärkt werden kann und welche Einflüsse sich aktuell positiv oder negativ auf die Stimmung auswirken.¹²³

4. Handeln

Durch die Beratung des Managements hinsichtlich motivationsfördernder Maßnahmen versucht Beaconforce, die Stimmung der Mitarbeitenden und somit auch die Leistung nachhaltig zu verbessern. Des Weiteren verfügt die App über eine automatisierte Auditierung, um künftig besser auf gegebene Situationen eingehen zu können.¹²⁴

Nicht nur das Management, sondern auch die Mitarbeitenden profitieren von Beaconforce. Mitarbeitende lernen sich somit selbst besser kennen, und die

¹²⁰ Vgl. Beaconforce S.r.l (Beaconforce Product, 2019).

¹²¹ Vgl. ebd.

¹²² Vgl. ebd.

¹²³ Vgl. ebd.

¹²⁴ Vgl. ebd.

durch die KI empfohlenen Maßnahmen können auch außerhalb des Unternehmens angewandt werden. Des Weiteren vermittelt Beaconforce tägliche Impulse zur Weiterentwicklung der Organisation.¹²⁵

Beaconforce hilft Unternehmen bei der Beantwortung der Frage nach der Produktivität und dem damit verbundenen Wert der Mitarbeitenden. Des Weiteren ist es ein Ziel des Unternehmens, die teilnehmenden Unternehmen in Bezug auf den Umgang mit ihren Mitarbeitenden zu transformieren.¹²⁶

Hierbei stützt sich die Strategie von Beaconforce unter anderem auf Studien, wonach extrinsische Motivatoren wie Vergütung, Arbeitsplatzsicherheit und Benefits nicht mehr ausreichen, um Mitarbeitende langfristig an das Unternehmen zu binden. Beaconforce soll hierbei helfen, indem die unterschiedlichen Wünsche und Bedürfnisse, Selbstverwirklichung sowie der Wunsch nach Autonomie anhand der quantitativen Datensammlung ermittelt werden. Arbeit soll dank Beaconforce nicht mehr als ermüdend empfunden werden, wie dies aktuell bei 87 % der Menschen der Fall ist. Beaconforce setzt hierbei auf Empfehlungen an das Management hinsichtlich interner Belohnungen und versucht somit, Verhaltensänderungen im Unternehmen herbeizuführen und Mitarbeiterpotenziale zu nutzen.¹²⁷

4.1.3 Hautkrebsdiagnostik

An der Universität Stanford wurde ein System entwickelt, das auf Basis von KI Ärzte bei der Hautkrebsdiagnostik unterstützen und somit entlasten soll. Diese Systeme sollen künftig dabei helfen, Hautkrebs frühzeitiger und sicherer zu erkennen, als es Dermatologen heute möglich ist.¹²⁸

Hierzu vergleicht das System die Aufnahmen des zu untersuchenden Gewebes mit den Aufnahmen, die es bereits als verdächtig klassifiziert hat. Dafür wird das NN bereits im Vorfeld mit Trainingsdaten ausgestattet. Somit ist es möglich, die bereits als verdächtig klassifizierten Trainingsdaten und die neuen Daten einander gegenüberzustellen. Sofern eine Aufnahme als verdächtig eingestuft wird, folgt die Weiterleitung dieser Daten an einen Mediziner, der anschließend den

¹²⁵ Vgl. ebd.

¹²⁶ Vgl. BreakingTech (Beaconforce App, 2018).

¹²⁷ Vgl. Beaconforce S.r.l. (Beaconforce About, 2019).

¹²⁸ Vgl. FOCUS Magazin Verlag GmbH (KI in der Medizin, 2019).

Verdacht prüft und mit dem Patienten das weitere Vorgehen bespricht. Diese Interaktion zwischen Mensch und Maschine wird auch als Human-in-the-loop bezeichnet.¹²⁹

Auch Wissenschaftlerinnen und Wissenschaftler des Deutschen Krebsforschungszentrums, der Universitäts-Hautklinik und des Nationalen Centrums für Tumorerkrankungen haben einen ähnlichen Algorithmus zur Diagnose von Hautkrebs entwickelt. Hierbei werden ebenfalls Aufnahmen von dem zu untersuchenden Gewebe mit den Trainingsdaten verglichen.¹³⁰ Die Trainingsdaten erhält der Algorithmus aus dem Bilderarchiv der International Skin Imaging Collaboration. Diese enthält, mit Stand vom 17. Oktober 2018, über 2169 Melanome und 18 566 atypische Naevi, also atypische Muttermale. Die Trainingsdaten wurden jeweils durch Untersuchungen von Expertinnen und Experten verifiziert.¹³¹ Der Algorithmus der Wissenschaftler kann jedoch zum aktuellen Zeitpunkt lediglich zwischen einem Muttermal und schwarzem Hautkrebs unterscheiden.¹³² Nachfolgend werden die wesentlichen Erkenntnisse der zu diesem Algorithmus veröffentlichten Studie zusammengefasst.

Inhalt der Studie waren insgesamt 100 Gewebeaufnahmen, davon zeigten 20 einen eindeutig diagnostizierten Tumor und 80 gutartige Muttermale. Im Ganzen 157 Dermatologen sollten anhand der Gewebeaufnahmen entscheiden, ob es sich um ein gutartiges Muttermal oder um schwarzen Hautkrebs handelt. Die Studie zu diesem Algorithmus zeigt, dass von 157 Dermatologen lediglich sieben in der Lage dazu waren, ein besseres Ergebnis als das System zu erzielen, 136 Dermatologen lieferten schlechtere Ergebnisse und lediglich 14 erzielten gleiche Resultate wie das System.¹³³

Insgesamt war das System somit in der Lage, eine Vielzahl der Dermatologen hinsichtlich der Diagnose zu übertreffen. Die Ergebnisse legen nahe, Algorithmen, die auf KI basieren, auch künftig bei der Untersuchung von Melanomen einzusetzen.¹³⁴

¹²⁹ Vgl. VRM GmbH & Co. KG (Diagnose durch KI, 2019).

¹³⁰ Vgl. Nationales Centrum für Tumorerkrankungen (NCT) Heidelberg (KI Hautkrebsdiagnostik, 2019).

¹³¹ Vgl. Brinker, T. J. et al. (AI-based diagnostics, 2019), S. 48.

¹³² Vgl. Nationales Centrum für Tumorerkrankungen (NCT) Heidelberg (KI Hautkrebsdiagnostik, 2019).

¹³³ Vgl. ebd.

¹³⁴ Vgl. Brinker, T. J. et al. (AI-based diagnostics, 2019), S. 52.

4.2 Merkmale schwacher und starker KI

Das Begriffspaar schwache und starke KI lässt sich für die Analyse in Abschnitt 4.3 wie folgt differenzieren: Systeme, die der schwachen KI zuzuordnen sind, haben keine Möglichkeit, autonom bereichsübergreifenden Anforderungen gerecht zu werden. Meist sind derartige Systeme für eine bestimmte Aufgabe konzipiert worden und können darüberhinausgehende Aufgaben nicht ausführen. Nur wenn der Entwicklerin bzw. dem Entwickler der Ansatz zur Problemlösung bekannt ist und es ausreichende Trainingsdaten gibt, kann schwache KI dazu in der Lage sein, vorhandene Probleme zu lösen. Somit beschreibt ein System der schwachen KI eine menschenähnliche Intelligenz, die nur auf eine Aufgabe beschränkt ist. Dies kann unter anderem durch die Erkennung und Ausgabe von Schriften, Bildern und Sprache dargestellt werden.

Des Weiteren haben diese Systeme nicht die Möglichkeit, die vorhandenen Fähigkeiten von selbst so weiterzuentwickeln, dass sie anderen themenabweichenden Anforderungen gerecht werden. Auch Gödels Unvollständigkeitstheorem, Abschnitt 3.2, ist bei schwacher KI somit erfüllt. Hierzu lässt sich als Beispiel die Hautkrebsdiagnostik, Abschnitt 4.1.3, heranziehen. Das NN, das die Klassifizierung der Gewebeaufnahmen vornimmt, konnte nicht alle der 20 sicheren Diagnosen eines Tumors bestätigen, wie es auch das Unvollständigkeitstheorem von Gödel postuliert.

Im Gegensatz zu Systemen mit schwacher KI sollten Systeme mit starker KI Eigenschaften aufweisen, die teilweise mit menschlicher Intelligenz, Abschnitt 2.4, verglichen werden können. Entsprechend wird von diesen Systemen erwartet, dass sie sich anpassen und, sofern für die Lösung einer Aufgabe notwendig, sich selbst weiterentwickeln. Neben dieser Kompetenz sollten derartige Systeme ebenfalls das menschliche Handeln so genau abbilden, dass sich Handlungen des Systems und von Personen nicht mehr unterscheiden lassen. Hier sind neben den Merkmalen, die von Systemen schwacher KI erwartet werden, also die Erkennung und Ausgabe von Schriften, Bildern und Sprache, ebenfalls die Fähigkeit der logischen Entscheidung, der Schlussfolgerung und der natürlichen Kommunikation von Bedeutung. Die Problemlösungskompetenz dieser Systeme stellt ebenfalls eines der wichtigsten Merkmale dieser Systeme dar.

Des Weiteren sollten sämtliche Limitationen hinsichtlich der Funktionalität bei der starken KI nicht vorhanden sein. Somit sind Systeme der starken KI nach dem menschlichen Vorbild aufgebaut und können sich stets autonom weiterentwickeln.

Diese Fähigkeit ist aus ethischer Sicht kritisch. Da zu erwarten ist, dass KI auf alle Bereiche des Lebens Einfluss nehmen wird, haben vor allem die demokratischen, ethischen und rechtlichen Grundsätze besondere Bedeutung.¹³⁵ Vor allem bei Systemen, die anhand von Trainingsdaten entwickelt und trainiert werden, sind diese Grundsätze bereits bei der Auswahl der Trainings- oder Entwicklungsdaten zu berücksichtigen. Eine falsche Auswahl dieser Daten und die entsprechende Nicht-Berücksichtigung der Grundsätze können ethisch schwerwiegende Folgen nach sich ziehen. Durch anonymisierte und pluralisierte Trainingsdaten kann diesen Folgen entgegengewirkt werden. Vor allem in Bezug auf politische Maßnahmen muss der Einfluss der KI genau geprüft werden. Andernfalls könnten Systeme der KI dazu genutzt werden, die Meinungsbildung zu manipulieren.¹³⁶

Insgesamt müssen Anwendungssysteme der KI hinsichtlich der Entscheidungen transparent sein. Bei autonomen Systemen der KI sollten zudem entsprechende Überprüfungsmechanismen verwendet werden, die Diskriminierung verhindern und die Nachvollziehbarkeit sowie Überprüfbarkeit der Ausgaben fördern. Hierbei sind neben dem Demokratieprinzip ebenfalls die Prinzipien des Rechts- und Sozialstaates zu berücksichtigen.¹³⁷

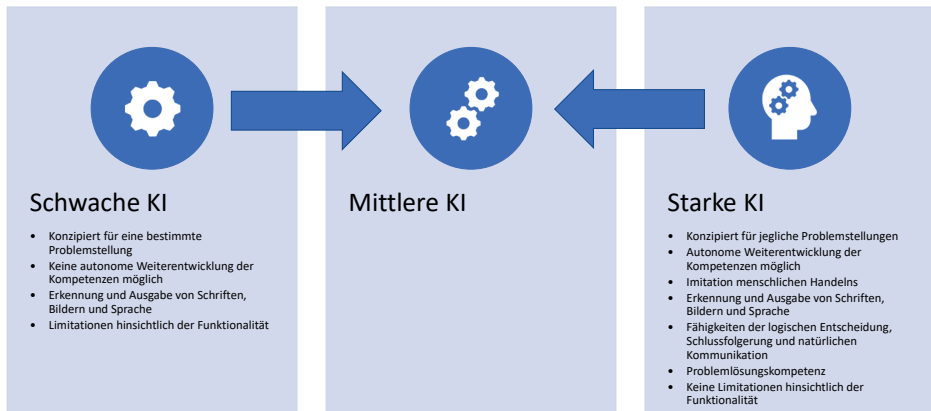
Generell können sowohl bei Systemen starker als auch bei schwacher KI diverse Teilbereiche der KI genutzt werden. Hierzu gehören beispielsweise neben Machine Learning und Cognitive Computing auch die in Abschnitt 2.4.2 dargestellten NN. Somit ist der Aufbau von starker und schwacher KI identisch, die beiden Varianten unterscheiden sich durch vorhandene oder nicht vorhandene Limitationen lediglich in ihrem Funktionsumfang.

Die nachfolgende Grafik stellt die Merkmale der starken und schwachen KI einander gegenüber. Während ein Vorhandensein der Merkmale schwacher oder starker KI die jeweilige Klassifizierung dessen zur Folge hat, kann eine Kombination von Merkmalen beider Begriffe als mittlere KI bezeichnet werden.

¹³⁵ Vgl. Datenethikkommission (Datenethik und KI, 2018).

¹³⁶ Vgl. ebd.

¹³⁷ Vgl. ebd.

Abbildung 11: Merkmale KI

4.3 Zuordnung der vorgestellten Anwendungssysteme

Nachfolgend werden die weiter oben vorgestellten Anwendungssysteme anhand der in Abschnitt 4.2 definierten Merkmale der schwachen oder starken KI zugeordnet.

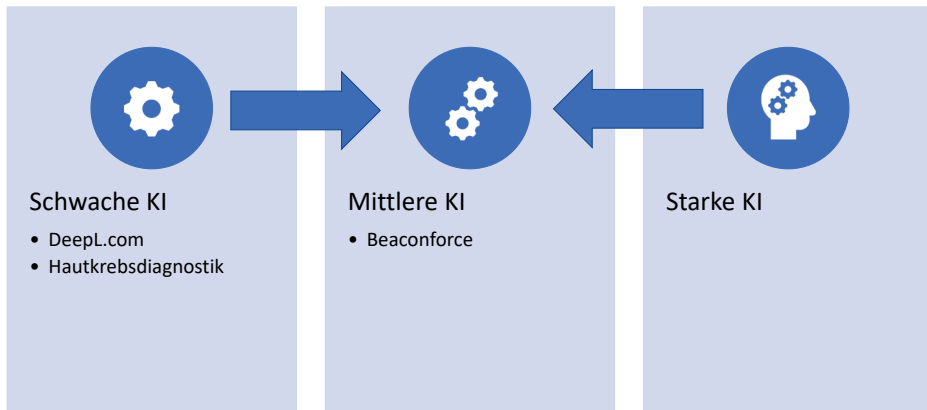
Der Übersetzungsdienst DeepL ist ein Anwendungssystem, das sich auf NN stützt. Es dient lediglich der Übersetzung von Wörtern und Textpassagen und wird durch entsprechende Trainingsdaten sowie die Daten der Endbenutzer kontinuierlich ausgebaut. Da sich DeepL lediglich auf die Ein- und Ausgabe von Wörtern spezialisiert hat, handelt es sich um ein System der schwachen KI. Diese Zuordnung wird auch durch die Annahme bestätigt, dass DeepL nicht in der Lage sein wird, andere Aufgaben zu übernehmen oder neue Kompetenzen eigenständig zu erlernen. Es bestehen somit Limitationen, die als Merkmal der schwachen KI definiert wurden. Die Klassifizierung von DeepL als System der schwachen KI ist somit eindeutig.

Das Unternehmen Beaconforce hat ein Anwendungssystem entwickelt, das anhand von Eingaben eine Problemlösung bereitstellt und diese anschließend an einen Endbenutzer ausgibt. Somit ist es zu einem Teil der schwachen KI zuzuordnen. Dies kann vor allem aufgrund des einseitigen Anwendungsbereichs sowie der Erkennung von Eingaben durch den Endbenutzer angenommen werden. Dennoch hat Beaconforce auch Komponenten, die nicht eindeutig für die Zuordnung zur schwachen KI sprechen. Hierzu gehört unter anderem die Suche von Problemlösungen anhand von Anwenderdaten. Diese Eigenschaft kann, anhand

der in Abschnitt 4.2 vorgenommenen Definition der Merkmale, der starken KI zugeordnet werden. Da sich der Umfang des Anwendungsbereiches jedoch nicht vergrößern lässt und die Anwendung nicht in der Lage ist, selbstständig neue Kompetenzen für neu auftretende Problemstellungen zu entwickeln, kann Beaconforce als eine Mischform der starken und schwachen KI angesehen werden. Eine eindeutige Klassifizierung der App Beaconforce ist gemäß den vorliegenden Merkmalen nicht angemessen. Dennoch kann aufgrund des eingeschränkten Funktionsbereiches ausgeschlossen werden, dass es sich bei diesem Anwendungssystem um ein System starker KI handelt.

Die Anwendung von KI im Bereich der Hautkrebsdiagnostik erfolgt ebenfalls durch ein NN. Hierbei wird durch die Anwendung von Regeln und die Erkennung von Mustern in Eingabedaten eine entsprechende Ausgabe, in diesem Fall eine Diagnose, erzeugt. Langfristig soll die Anwendung von KI dazu beitragen, die Diagnose von Ärztinnen und Ärzten abzulösen, und fungiert somit als Substitut für Dermatologen. Da es sich zum aktuellen Zeitpunkt um ein System handelt, das weder autonome Entscheidungen treffen noch mit Anpassungen auf Veränderungen reagieren kann, sind Anwendungen in diesem Fachbereich der schwachen KI zuzuordnen. Auch der Bezug auf lediglich einen Anwendungsbereich macht dies deutlich. Sollte die Anwendung von KI im Bereich der Hautkrebsdiagnostik zur kompletten Substitution der Dermatologen führen, können derartige Anwendungssysteme mitunter der mittleren KI zugeordnet werden. Für eine Zuordnung zur starken KI müsste das System sich autonom weiterentwickeln können, wobei die Spezialisierung in den Hintergrund und die Generalisierung in den Vordergrund rückt.

Nachfolgend werden die Bereiche der KI sowie die jeweiligen Anwendungssysteme grafisch dargestellt.

Abbildung 12: Zuordnung der Anwendungssysteme

Von den in Abschnitt 4.1 vorgestellten Anwendungssystemen ist keines als System der starken KI zu kategorisieren. Lediglich ein System weist Bestandteile auf, die der starken KI zugeordnet werden können. Aufgrund dieser Tatsache wird es für sinnvoll erachtet, neben der Klassifizierung in schwache und starke KI zusätzlich eine weitere Ebene – die mittlere KI – zu verwenden. Diese soll vor allem für Systeme repräsentativ sein, die sowohl Eigenschaften der schwachen als auch der starken KI aufweisen, jedoch aufgrund der vorliegenden Beschränkungen im Anwendungsbereich nicht in Gänze als System der starken KI angesehen werden können.

5 Fazit

Im Fazit erfolgt zunächst die Zusammenfassung der Forschungsergebnisse sowie die Beantwortung der Forschungsfragen. Daraufhin wird auf die Zielerreichung eingegangen und zum Schluss werden weitere Forschungsperspektiven aufgezeigt.

5.1 Zusammenfassung der Forschungsergebnisse

Durch die Durchführung einer Meta-Analyse konnte für diesen wissenschaftlichen Beitrag die Basis geschaffen werden, um anhand von unterschiedlichen theoretischen Grundlagen die Forschungsfragen zu beantworten. Somit hat sich dieser Band zur Klärung der Forschungsfrage im Wesentlichen mit der Darstellung unterschiedlicher Theorien und Anwendungssysteme befasst.

Es wurde folgende Forschungsfrage formuliert: Wie werden „schwache“ und „starke“ KI beispielsweise im Strategiebericht definiert? Insgesamt lässt sich diese Frage wie folgt beantworten:

Im Strategiebericht der Bundesregierung mit Stand von November 2018 wird bei KI in zwei Bereiche untergliedert. Auf der einen Seite gibt es die starke KI und auf der anderen die schwache KI. Die beiden Formen unterscheiden sich lediglich in ihren Merkmalen. Diese sind bei der schwachen KI immer auf ein bestimmtes Ausgangsproblem abgestimmt, das es für dieses System zu lösen gilt. Bei Systemen der starken KI gibt es diese Beschränkungen jedoch nicht. Solche Systeme werden von der Bundesregierung als menschenähnliche Systeme bezeichnet. Eine nähere Definition von starker KI wird hier jedoch nicht gegeben.

Die zweite Forschungsfrage lautete: Wie lässt sich eine „schwache“ KI von einer „starken“ KI abgrenzen? Diese konnte vor allem durch den Anwendungsbezug und die im Vorfeld geschaffene theoretische Grundlage beantwortet werden.

Es wurde deutlich, dass keines der dargestellten Anwendungssysteme vollumfänglich die Merkmale der starken KI erfüllt. Lediglich eines der drei untersuchten Anwendungssysteme (siehe Abbildung 12) weist Merkmale der starken KI auf und wird somit dem neu geschaffenen Begriff der mittleren KI zugeordnet. Die anderen zwei Systeme konnten eindeutig als Systeme schwacher KI klassifiziert werden.

Als Einordnungskriterien dienten jeweils die Merkmale der unterschiedlichen Systeme. Schwache KI beschreibt hierbei Anwendungssysteme, die, ähnlich wie

im Strategiebericht der Bundesregierung beschrieben, problemorientiert erschaffen wurden. Derartige Systeme haben keine Möglichkeit, Aufgaben fernab des dargestellten Problems zu lösen oder sich weitergehende Kompetenzen autonom anzueignen. Systeme schwacher KI entsprechen somit dem Unvollständigkeitstheorem von Gödel, Abschnitt 3.2.

Anders ist es bei Systemen der starken KI. Bei diesen Systemen besteht die Möglichkeit der autonomen Anpassung an ein neu entstandenes Problem. Derartige Systeme sind somit in der Lage, nach der Entwicklung ihre Kompetenzen und Fähigkeiten auszubauen und sind demzufolge universell einsetzbar. Dennoch entsprechen auch diese Systeme dem Unvollständigkeitstheorem nach Gödel, da auch diese Systeme Fehler machen können.

Des Weiteren wurde deutlich, dass die Unterscheidung in die Begriffe starke und schwache KI für die Einordnung von Systemen ungenügend ist. Hier wurde zusätzlich der Begriff der mittleren KI geschaffen. Systeme dieser Art stellen eine Mischform aus Merkmalen der schwachen und der starken KI dar. Diese Form wird verwendet, um Systeme, die Komponenten der starken KI beinhalten, nicht aufgrund vorhandener Merkmale der schwachen KI, fälschlicherweise dieser zuzuordnen. Eine eindeutige Zuordnung zu einem der eingangs dargestellten Begriffe ist nicht möglich.

5.2 Zielerreichung

Ziel dieses wissenschaftlichen Beitrags war es, die Begriffe schwache und starke KI anhand der dargestellten theoretischen Grundlagen und Anwendungsbeispiele zu charakterisieren. Durch die Darstellung unterschiedlicher Theorien sowie der Auffassung der Bundesregierung gemäß dem Strategiebericht KI wurde ein Überblick über die Thematik geschaffen, der die theoretische Grundlage für die folgende Analyse der Anwendungsbeispiele darstellte. Die nachfolgende Darstellung der drei ausgewählten Anwendungssysteme bildet den Kern des Bandes. Hier wurden die aus der Theorie gewonnenen Erkenntnisse angewandt und zur Analyse genutzt.

Bereits zu Beginn dieses wissenschaftlichen Beitrags wurde deutlich, dass die Klassifizierung in schwache und starke KI nicht ausreichend ist, um derartige Anwendungssysteme eindeutig zu klassifizieren. Diese Problematik hat sich im Verlauf des Beitrags bestätigt und ließ sich durch die Schaffung des Begriffs „mittlere KI“ umgehen. Durch den Anwendungsbezug konnten die in der Theorie dargestellten Grundlagen auf Anwendungssysteme aus der Praxis angewandt werden.

Zusammenfassend wurde somit das Ziel, die Begriffe schwache und starke KI durch die Durchführung einer qualitativen Analyse zu charakterisieren sowie den Übergang zwischen schwacher und starker KI aufzuzeigen, erreicht.

5.3 Weitere Forschungsperspektiven

Es ist zu beachten, dass sich dieser Band lediglich auf einige wenige Teilbereiche der KI und deren Anwendung bezieht. Für ein präziseres Forschungsergebnis könnten weitere Theorien und Anwendungsbereiche der KI mit einbezogen werden. Des Weiteren könnte ebenfalls die Geschichte der KI umfassender dargestellt werden, da hierdurch ein Erkenntnisgewinn durch die Ergebnisse der historischen Forschung erfolgt. Die Historie wurde auf Grund des beschränkten Umfangs dieses wissenschaftlichen Beitrags lediglich stark zusammenfassend dargestellt. Auch die Auswahl der Anwendungssysteme und deren Umfang wurden aufgrund des vorgegebenen Rahmens begrenzt. Hier sollte in Zukunft eine Vielzahl unterschiedlicher Anwendungssysteme im Zeitverlauf untersucht werden. Für eine tiefergehende Darstellung sollte auch der mathematisch-stochastische Hintergrund der einzelnen Theorien betrachtet werden. Dies kann Aufschluss über die Funktionsweisen und somit ebenfalls über zu differenzierende Merkmale der KI geben.

Literaturverzeichnis

- Brinker, T. J. et al. (AI-based diagnostics, 2019): Deep Learning Outperformed 136 of 157 Dermatologists in a Head-to-Head Dermoscopic Melanoma Image Classification Task, in: *European Journal of Cancer*, 113 (2019), S. 47–54.
- Budras, C. (DeepL, 2018): Deutschlands stärkstes Start-up, in: *Frankf. Allg. Ztg.*, (2018).
- Dreiseitl, S. (Funktionen, 2018): Lambda-Kalkül, in: *Mathematik für Software Engineering*, 2018, S. 433–449.
- Friedrich, G. / Stumptner, M. (Expertensysteme, 1990): Einführung, in: Gottlob, G. / Frühwirth, T. / Horn, W. (Hrsg.), *Expertensysteme*, 1990, S. 1–19.
- Goodfellow, I. / Bengio, Y. / Courville, A. (Deep Learning, 2018): *Deep Learning: das umfassende Handbuch: Grundlagen, aktuelle Verfahren und Algorithmen, neue Forschungsansätze*, 1. Auflage., Frechen: mitp, 2018.
- Gordon, I. / Shortliffe, E. (Dempster-Shafer, 1990): *The Dempster-Shafer Theory of Evidence* (1990).
- Groth, O. / Nitzberg, M. (Artificial Intelligence, 2018): *Solomon's Code: Humanity in a World of Thinking Machines*, First Pegasus Books edition, New York: Pegasus Books, 2018.
- Hertzberg, J. (Künstliche Intelligenz, 2011): KI-Systeme zu Lande, zu Wasser und in der Luft, in: *KI – Künstliche Intelligenz*, 25 (2011), Nr. 2, S. 101–103.
- Hetzel, L. / Wangelik, F. (Künstliche neuronale Netze, 2019): Künstliche neuronale Netze: Ein Nachbau unseres Gehirns?, in: Kersting, K. / Lampert, C. / Rothkopf, C. (Hrsg.), *Wie Maschinen lernen*, 2019, S. 149–161.
- Hunt, M. M. (Meta-Analysis, 1997): *How Science Takes Stock: The Story of Meta-Analysis*, New York: Russell Sage Foundation, 1997.
- Kohn, W. / Tamm, U. (Neuronale Netze, 2019): Einführung in neuronale Netze, in: *Mathematik für Wirtschaftsinformatiker*, 2019, S. 183–190.
- Lin, L. / Chu, H. (publication bias, 2018): Quantifying Publication Bias in Meta-Analysis: Quantifying Publication Bias, in: *Biometrics*, 74 (2018), Nr. 3, S. 785–794.
- Lucas, J. R. (Unvollständigkeitstheorem, 1961): Minds, Machines and Gödel, in: *Philosophy*, 36 (1961), Nr. 137, S. 112–127.
- Marcus, G. (Turing-Test, 2017): Am I Human?, in: *Scientific American*, 316 (2017), Nr. 3, S. 58–63.

- Medjedović, I. (Qualitative Sekundäranalyse, 2014): Qualitative Sekundäranalyse: zum Potenzial einer neuen Forschungsstrategie in der empirischen Sozialforschung, Wiesbaden: Springer VS, 2014.
- Mey, G. / Ruppel, P. (Sozialpsychologie und Sozialtheorie, 2018): Sozialpsychologie und Sozialtheorie. Band 1: Zugänge, Wiesbaden: Springer VS, 2018.
- Moses, J., Meldman, J. (ELIZA, 2008): Joseph Weizenbaum (1923–2008), in: IEEE Intelligent Systems, 23 (2008), Nr. 4, S. 8–9.
- Öttl, B. / Jäger, G. / Kaup, B. (Formal Complexity, 2015): Does Formal Complexity Reflect Cognitive Complexity? Investigating Aspects of the Chomsky Hierarchy in an Artificial Language Learning Study, in: PLOS ONE, 10 (2015), Nr. 4, o. S.
- Russell, S. J. / Norvig, P. (Artificial Intelligence, 1995): Artificial Intelligence: A Modern Approach, Upper Saddle River: Prentice Hall, 1995.
- Sauer, S. (Moderne Datenanalyse mit R, 2019): Moderne Datenanalyse mit R: Daten einlesen, aufbereiten, visualisieren, modellieren und kommunizieren, Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, 2019.
- Shi, Z. (Calculus Ratiocinator, 2012): Intelligence Science, New Jersey: World Scientific, 2012.
- Töpfer, A. (Erfolgreich forschen, 2012): Erfolgreich forschen: ein Leitfaden für Bachelor-, Master-Studierende und Doktoranden, 3., überarb. und erw. Aufl., Wiesbaden: Springer Gabler, 2012.
- O. V. (Künstliche Intelligenz, 2019): Künstliche Intelligenz: Mit Algorithmen zum wirtschaftlichen Erfolg, Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2019.
- O. V. (Gödelsche Theoreme, 1999): Der vernetzte Mensch: Sprache, Arbeit und Kultur in der Informationsgesellschaft, 1. Aufl., Aachen: Mainz, 1999.

Internetquellen

- Beaconforce S.r.l. (Beaconforce Product, 2019): Beaconforce, <<https://beaconforce.com/product/>> (2019-11-02) [Zugriff am 2019-11-02].
- Beaconforce S.r.l. (Beaconforce About, 2019): Beaconforce, <<https://beaconforce.com/about/>> (2019-11-02) [Zugriff am 2019-11-02].
- BreakingTech (Beaconforce App, 2018): Beaconforce, l'app che motiva i dipendenti passa in Gellify, <<https://breakingtech.it/beaconforce-app-gellify/>> (2018-02-09) [Zugriff am 2020-03-02].

- Bundesregierung (Strategie KI, 2018): Strategie Künstliche Intelligenz der Bundesregierung, <https://www.ki-strategie-deutschland.de/home.html?file=files/downloads/Nationale_KI-Strategie.pdf> (2018-11-16) [Zugriff am 2019-09-16].
- Datenethikkommission, (Datenethik und KI, 2018): Empfehlungen der Datenethikkommission für die Strategie Künstliche Intelligenz der Bundesregierung, <https://www.bmi.bund.de/SharedDocs/downloads/DE/veroeffentlichungen/themen/it-digitalpolitik/datenethikkommission/empfehlungen-datenethikkommission.pdf?__blob=publicationFile&v=2> (2018-10-09) [Zugriff am 2020-04-04].
- DeepL GmbH (DeepL, 2020): DeepL.com, <<https://www.deepl.com/press.html>> (2020) [Zugriff am 2020-03-02].
- Drucker, T. (Gödelsche Theoreme, 2019): Kurt Gödel, Salem Press Biographical Encyclopedia, <<http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=ers&AN=89129826&lang=de&site=eds-live&scope=site>> (2019) [Zugriff am 2020-03-27].
- Dunn, T. (Deep Learning, 2019): Deep Learning, Salem Press Encyclopedia of Science, <<http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=ers&AN=119214353&lang=de&site=eds-live&scope=site>> (2019) [Zugriff am 2020-03-17].
- FOCUS Magazin Verlag GmbH (KI in der Medizin, 2019): ZUM WOHL DER PATIENTEN, <https://www.wiso-net.de/document/FOCM__7c64eabfb07462e1f98ad70a8a7fa2ba01794549> (2019-12-18) [Zugriff am 2020-03-14].
- Fraunhofer-Institut für Intelligente Analyse- und Informationssysteme IAIS (Maschinelles Lernen, o. J.): Maschinelles Lernen – Eine Analyse zu Kompetenzen, Forschung und Anwendung, <https://www.bigdata.fraunhofer.de/content/dam/bigdata/de/documents/Publicationen/Fraunhofer_Studie_ML_201809.pdf> (keine Datumsangabe) [Zugriff am 2020-04-14].
- Gillis, A. S. (Turing-Test, 2015): What Is Turing Test?, <<https://search.enterpriseai.techtarget.com/definition/Turing-test>> (2015-09-04) [Zugriff am 2020-01-30].
- International Business Machines (IBM) Corporation (Deep Blue, o. J.): IBM100 – Deep Blue, <<https://www.ibm.com/ibm/history/ibm100/us/en/icons/deepblue/>> (keine Datumsangabe) [Zugriff am 2020-03-27].
- International Business Machines (IBM) Corporation (Project Debater, o. J.): Project Debater – IBM Research, <<https://www.research.ibm.com/artificial-intelligence/project-debater/>> (keine Datumsangabe) [Zugriff am 2020-03-27].

- IPlytics GmbH (Patentanmeldungen KI, 2018): Anzahl der jährlichen Patentanmeldungen weltweit im Bereich Künstliche Intelligenz in den Jahren 2008 bis 2018, Künstliche Intelligenz – Anzahl der jährlichen Patentanmeldungen weltweit bis 2018, <<https://de.statista.com/statistik/daten/studie/1004492/umfrage/anzahl-der-patentanmeldungen-fuer-kuenstliche-intelligenz-weltweit/>> (2018-11-01) [Zugriff am 2019-12-15].
- McCarthy, J. (AI, 2007): WHAT IS ARTIFICIAL INTELLIGENCE?, <<http://www-formal.stanford.edu/jmc/whatisai/node1.html>> (2007-11-12) [Zugriff am 2019-11-02].
- Mohn, E. (Turing-Test, 2019): Turing Test, Salem Press Encyclopedia of Science, <<http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=ers&AN=87321154&lang=de&site=eds-live>> (2019) [Zugriff am 2019-11-30].
- Nationales Centrum für Tumorerkrankungen (NCT) Heidelberg (KI Hautkrebsdiagnostik, 2019): Künstliche Intelligenz schlägt Hautärzte bei der Diagnose von schwarzem Hautkrebs, <<https://www.nct-heidelberg.de/das-nct/newsroom/aktuelles/details/kuenstliche-intelligenz-schlaegt-hautaerzte-bei-der-diagnose-von-schwarzem-hautkrebs.html>> (2019-04-11) [Zugriff am 2020-03-14].
- Reif, G. (Expertensysteme, 2000): Expertensysteme, <<http://www.dfki.uni-kl.de/~aabecker/Mosbach/Experten/Reif-node8.html>> (2000-02-01) [Zugriff am 2020-03-17].
- Robert Bosch GmbH (Geschichte KI, 2018): Geschichte der Künstlichen Intelligenz, <<https://www.bosch.com/de/stories/geschichte-der-kuenstlichen-intelligenz/>> (2018-01-30) [Zugriff am 2020-03-27].
- Schlieper, R. (Principia Mathematica, 2018): Principia Mathematica by Bertrand Russell, Salem Press Encyclopedia of Literature, <<http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=ers&AN=117480193&lang=de&site=eds-live&scope=site>> (2018) [Zugriff am 2020-03-27].
- Tango, G. G. (Geometry, 2019): The Foundations of Geometry, Salem Press Encyclopedia, <<http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=ers&AN=89160940&lang=de&site=eds-live&scope=site>> (2019) [Zugriff am 2020-03-27].
- Tractica LLC (Unternehmensumsatz KI, 2016): Prognose zum Umsatz mit Unternehmensanwendungen im Bereich künstliche Intelligenz weltweit von 2016 bis 2025 (in Millionen US-Dollar), Umsatz mit Unternehmensanwendungen im Bereich künstliche Intelligenz weltweit bis 2025, <<https://de.statista.com/statistik/daten/studie/620443/umfrage/umsatz-mit-unternehmensanwendungen-im-bereich-kuenstliche-intelligenz-weltweit/>> (2016-09-01) [Zugriff am 2019-12-15].

VRM GmbH & Co. KG (Diagnose durch KI, 2019): Digitale Diagnose?, <https://www.wiso-net.de/document/AARB__8e9cea666eea81fdffb99fcbde07ce086141c5d5> (2019-12-28) [Zugriff am 2020-03-14].

Wischmeyer, N. (Deep Talk, o. J.): DEEP TALK, <https://www.wiso-net.de/document/CICE__32a482314949de6d19a3a3a8f14be84c1c7d9b7e> (keine Datumsangabe) [Zugriff am 2020-03-02].

Folgende Bände sind bisher in dieser Reihe erschienen:

Band 1 (2005)

Hermeier, Burghard / Frère, Eric / Heuermann, Marina
Ergebnisse und Effekte des Modellprojektes „Fit machen fürs Rating...“
ISSN 1865-5610

Band 2 (2006)

Hermeier, Burghard / Platzköster, Charlotte
Ergebnisse der ersten bundesweiten FOM-Marktstudie „Industrie-Dienstleistungen“
ISSN 1865-5610

Band 3 (2006)

Kern, Uwe / Pankow, Michael
Die Stärkung des traditionellen 3-stufigen Vertriebswegs im Sanitärmarkt durch den Einsatz neuer Medien
ISSN 1865-5610

Band 4 (2006)

Kürble, Peter
Die unternehmensinterne Wertschöpfungskette bei Dienstleistungen am Beispiel der TV-Programmveranstalter
ISSN 1865-5610

Band 5 (2007)

Klumpp, Matthias
Begriff und Konzept Berufswertigkeit
ISSN 1865-5610

Band 6 (2007)

Klumpp, Matthias / Jasper, Anke
Efficient Consumer Response (ECR) in der Logistikpraxis des Handels
ISSN 1865-5610

Band 7 (2007)

Klumpp, Matthias / Koppers, Laura
Kooperationsanforderungen im Supply Chain Management (SCM)
ISSN 1865-5610

Band 8 (2008)

Klumpp, Matthias
Das deutsche System der Berufsbildung im europäischen und internationalen Qualifikationsrahmen
ISSN 1865-5610

Band 9 (2008)

Göke, Michael

Homo oeconomicus im Hörsaal – Die Rationalität studentischer Nebengespräche in Lehrveranstaltungen

ISSN 1865-5610

Band 10 (2008)

Klumpp, Matthias / Rybnikova, Irma

Internationaler Vergleich und Forschungsthese zu Studienformen in Deutschland

ISSN 1865-5610

Band 11 (2008)

Kratzsch, Uwe

Eine ökonomische Analyse einer Ausweitung des Arbeitnehmer-Entsendegesetzes

ISSN 1865-5610

Band 12 (2009)

Friedrich, Klaus

Organisationsentwicklung – Lernprozesse im Unternehmen durch Mitarbeiterbefragungen

ISSN 1865-5610

Band 13 (2009)

Chaudhuri, Arun

Die Outsourcing / Offshoring Option aus der Perspektive der Neuen Institutionenökonomie

ISSN 1865-5610

Band 14 (2009)

Seng, Anja / Fleddermann, Nicole / Klumpp, Matthias

Der Bologna-Prozess

Hintergründe – Zielsetzung – Anforderungen

ISSN 1865-5610

Band 15 (2009)

Jäschke, Thomas

Qualitätssteigerung bei gleichzeitigen Einsparungen – Widerspruch oder Zukunft in der hausärztlichen Versorgung?

ISSN 1865-5610

Band 16 (2010)

Schütte, Michael

Beiträge zur Gesundheitsökonomie

ISSN 1865-5610

Band 17 (2010)

Bode, Olaf H. / Brimmen, Frank / Redeker, Ute
Die Einführung eines Mindestlohns in Deutschland – Eine Makroökonomische Analyse

Introduction of a Minimum Wage in Germany – A Macroeconomic Analysis
ISSN 1865-5610

Band 18 (2011)

Nietsch, Cornelia / Weiffenbach, Hermann
Wirtschaftsethik – Einflussfaktoren ethischen Verhaltens in Unternehmen
ISSN 1865-5610

Band 19 (2011)

Frère, Eric / Schyra Andreas
Ausgewählte steuerliche Einflussfaktoren der Unternehmensbewertung
ISSN 1865-5610

Band 20 (2011)

Schulenburg, Nils / Jesgarzewski, Tim
Das Direktionsrecht des Arbeitgebers – Einsatzmöglichkeiten und Grenzen
ISSN 1865-5610

Band 21 (2011)

Fichtner-Rosada, Sabine
Interaktive Hochschuldidaktik als Erfolgsfaktor im Studium für Berufstätige – Herausforderung und kompetenzorientierte Umsetzung
ISSN 1865-5610

Band 22 (2011)

Kern, Uwe / Negri, Michael, Whyte, Ligia
Needs of the Internet Industry
ISSN 1865-5610

Band 23 (2011)

Schütte, Michael
Management in ambulanten Sektor des Gesundheitswesens
ISSN 1865-5610

Band 24 (2011)

Holtfort, Thomas
Intuition, Risikowahrnehmung und Investmententscheidungen – Behaviorale Einflussfaktoren auf das Risikoverhalten privater Anleger
ISSN 1865-5610

Band 25 (2012)

Heinemann, Stefan / Hüsgen, Thomas / Seemann, Volker
Die Mindestliquiditätsquote – Konkrete Auswirkungen auf den Wertpapier-Eigenbestand der Sparkassen
ISSN 1865-5610

Band 26 (2012)

Hose, Christian / Lübke, Karsten / Nolte, Thomas / Obermeier, Thomas
Rating und Risikomanagement – Chancen und Risiken der Architektur des Ratingprozesses für die Validität der Ratingergebnisse
ISSN 1865-5610

Band 27 (2012)

Serfas, Sebastian
Illustrating the distortive impact of cognitive biases on knowledge generation, focusing on unconscious availability-induced distortions and SMEs
ISSN 1865-5610

Band 28 (2012)

Wollenweber, Leif-Erik
Customer Relationship Management im Mittelstand
ISSN 1865-5610

Band 29 (2012)

Nentwig, Holger / Obermeier, Thomas / Scholl, Guido
Ökonomische Fitness
ISSN 1865-5610

Band 30 (2012)

Büser, Tobias / Stein, Holger / von Königsmarck, Imke
Führungspraxis und Motivation – Empirische 360-Grad-Analyse auf Grundlage des MoKoCha-Führungsmodells und des Team Management Systems (TMS)
ISSN 1865-5610

Band 31 (2012)

Schulenburg, Nils / Knauer, Stefan
Altersgerechte Personalentwicklung – Bewertung von Instrumenten vor dem Hintergrund des demografischen Wandels
ISSN 1865-5610

Band 32 (2013)

Kinne, Peter
Balanced Governance – Komplexitätsbewältigung durch ausgewogenes Management im Spannungsfeld erfolgskritischer Polaritäten
ISSN 1865-5610

Band 33 (2013)

Holtfort, Thomas
Beiträge zur Verhaltensökonomie: Einfluss von Priming-Effekten auf rationale vs. intuitive Entscheidungen bei komplexen Sachverhalten
ISSN 1865-5610

Band 34: (2013)

Mahood, Ed / Kameas, Achilles / Negri, Micheal
Labelisation and Certification of e-Jobs – Theoretical considerations and practical approaches to foster employability in a dynamic industry
ISSN 1865-5610

Band 35 (2013)

Gondek Heinemann
An insight into Drivers of Customer Satisfaction – An empirical Study of a global automotive brand
ISSN 1865-5610

Band 36 (2013)

Rödder, Sascha / Schütte, Michael
Medizinische Versorgungszentren –
Chancen und Risiken der Implementierung im ambulanten Sektor des Gesundheitswesens
ISSN 1865-5610

Band 37 (2013)

Abele, Thomas / Ecke, Astrid
Erfolgsfaktoren von Innovationen in reifen Märkten
ISSN 1865-5610

Band 38 (2013)

Vatanparast, Mir Farid
Betriebswissenschaftliche Elemente im Social Entrepreneurship
ISSN 1865-5610

Band 39 (2013)

Seidel, Marcel
Die Anwendung heuristischer Regeln – Eine Übersicht am Beispiel von Fusionen
ISSN 1865-5610

Band 40 (2013)

Coburger, Dieter
Vertragsabschlüsse auf Internetplattformen. Rechtliche Risiken und Gestaltungsmöglichkeiten am Beispiel der Internetplattform eBay
ISSN 1865-5610

Band 41 (2013)

Kraus, Hans
Big Data – Einsatzfelder und Herausforderungen
ISSN 1865-5610

Band 42 (2013)

Schmitz, Elmar

Textsammlung zum deutsch-chinesischen Wissenschaftsdialog

ISSN 1865-5610

Band 43 (2014)

Bruns, Kerstin

Führungskraft und Frau – manchmal ein Teufelskreis

ISSN 1865-5610

Band 44 (2014)

Deeken, Michael

Merkmale zukunftsfähiger Unternehmen – Erkenntnisse am Beispiel der Vermögensverwaltungsbranche

ISSN 1865-5610

Band 45 (2014)

Holzschläger, Hilko

Reformoptionen der Pflegeversicherung –

Eine ordnungstheoretische Analyse

Band 46 (2014)

Kiefer, Markus

Neue Potenziale für die Krisenkommunikation von Unternehmen –

Social Media und die Kommunikation von großen Infrastrukturprojekten

ISSN 1865-5610

Band 47 (2014)

Hose, Christian / Lübke, Carsten / Nolte, Thomas / Obermeier, Thomas

Nachhaltigkeit als betriebswirtschaftlicher Wettbewerbsfaktor –

Eine Propensity Score Analyse Deutscher Aktiengesellschaften

ISSN 1865-5610

Band 48 (2014)

Chiwitt, Ulrich

Ratingagenturen – Fluch oder Segen?

Eine kritische Bestandsaufnahme

ISSN 1865-5610

Band 49 (2014)

Kipp, Volker

Aktuelle Entwicklungen in der Finanzierung mittelständischer Unternehmen

ISSN 1865-5610

Band 50 (2014)

Nastansky, Andreas

Systemisches Risiko und systemrelevante Finanzinstitute

ISSN 1865-5610

Band 51 (2014)

Schat, Hans-Dieter

Direkte Beteiligung von Beschäftigten – Historische Entwicklung und aktuelle Umsetzung

ISSN 1865-5610

Band 52 (2014)

Fabian Sosa

Anwaltskanzleien und Exportversicherungen – Konfliktlösungen für internationale Handelsgeschäfte

ISSN 1865-5610

Band 53 (2014)

Hose, Christian / Lübke, Karsten / Nolte, Thomas / Obermeier, Thomas

Einführung von Elektromobilität in Deutschland – Eine Bestandsaufnahme von Barrieren und Lösungsansätzen

ISSN 1865-5610

Band 54 (2015)

Klukas, Jörg

Trend Empfehlungsmarketing in der Personalbeschaffung – Einordnung und empirische Analyse

ISSN 1865-5610

Band 55 (2015)

Wohlmann, Monika

Finanzmarktintegration in Mittelosteuropa: Eine empirische Analyse der integrativen Wirkung des Euro

ISSN 1865-5610

Band 56 (2015)

Rudolph, Elke

Crossmedia-Kommunikation, Komponenten, Planung, Implementierung und Prozesskontrolle- illustriert mit Beispielen aus der Entertainmentbranche

ISSN 1865-5610

Band 57 (2015)

Cervelló-Royo, Roberto / Guijarro Martínez, Francisco / Pfahler, Thomas / Preuss, Marion

Residential trade and industry –

European market analysis, future trends and influencing factors

ISSN 1865-5610

Band 58 (2016)

Hose, Christian / Obermeier, Thomas / Potthast, Robin

Demografischer Wandel: Implikationen für die Finanz- und Immobilienwirtschaft

ISSN 1865-5610

Band 59 (2016)

Fritsche, Charmaine

Cross-Sectional Tests of the Capital Asset Pricing Model –
in Stock Markets of the U.K. and the U.S.

ISSN 1865-5610

Band 60 (2016)

Löhr, Andreas / Ibragimov, Mansur

Determinants of Capital Structure in Times of Financial Crisis –
An Empirical Study with Focus on TecDAX Companies

ISSN 1865-5610

Band 61 (2016)

Dreesen, Heinz / Heuser, Elena / Holtfort, Thomas

Neuorganisation der Bankenaufsicht –

Auswirkungen und kritische Würdigung des einheitlichen europäischen Auf-
sichtsmechanismus für Kreditinstitute in Deutschland

ISSN 1865-5610

Band 62 (2016)

Kinne, Peter

Querschnitts-Disziplinen und ihr Synergiepotenzial zum Abbau dysfunktionaler
Eigenkomplexität

ISSN 1865-5610

Band 63 (2016)

Schaff, Arnd / Gottschald, Jan

Prozessoptimierung im Produktentstehungs- und Intellectual Property Manage-
ment Prozess unter besonderer Berücksichtigung von Schutzrechtsaspekten

ISSN 1865-5610

Band 64 (2016)

Richardt, Susanne

Chances and Challenges for Media-Based Instruction in Higher Education

ISSN 1865-5610

Band 65 (2016)

Godbersen, Hendrik

Die Führung von Apotheken mit Relationship Marketing – Theorie, Empirie und
Anwendung

ISSN 1865-5610

Band 66 (2016)

Ahrendt, Bernd

Komplexe Entscheidungssituationen für Führungskräfte im Kontext von Füh-
rungskonzepten und Selbstcoaching als Selbstreflexionsprozess für die Praxis

ISSN 1865-5610

Band 67 (2017)

Herlyn, Estelle

Zur Bedeutung von Nachhaltigkeit für die ökonomische Ausbildung

ISSN 1865-5610

Band 68 (2017)

Dotzauer, Andreas

Coaching in Theorie und Praxis – Eine Bestandsaufnahme aus interdisziplinärer Perspektive

ISSN 1865-5610

Band 69 (2018)

Kotas, Carsten

Real Estate Crowdfunding in Deutschland – Eine empirische Untersuchung vom 01.01.2012 - 31.12.2017

ISSN 1865-5610 (Print) – ISSN 2569-5800 (eBook)

Band 70 (2018)

Brademann, Isabell / Piorr, Rüdiger

Das affektive Commitment der Generation Z – Eine empirische Analyse des Bindungsbedürfnisses an Unternehmen und dessen Einflussfaktoren

ISSN 1865-5610 (Print) – ISSN 2569-5800 (eBook)

Band 71 (2018)

Bauerle, Christoph T.

Haftung in der Anlageberatung – Die Empfehlung zum unterlassenen Wertpapierkauf aus rechtlicher Sicht

ISSN 1865-5610 (Print) – ISSN 2569-5800 (eBook)

Band 72 (2019)

Schwegler, Ulrike

Den Wandel gestalten: zukunftsorientiert führen – Empirische Erkenntnisse und praktische Handlungsoptionen

ISSN 1865-5610 (Print) – ISSN 2569-5800 (eBook)

Band 73 (2019)

Heupel, Thomas / Hohoff, Christoph / Landherr, Gerrit

Internationalisierung der FOM Forschung – Berichte aus dem Europäischen Forschungsraum

ISSN 1865-5610 (Print) – ISSN 2569-5800 (eBook)

ISBN 978-3-89275-059-2 (Print) – 978-3-89275-094-9 (eBook)

Band 74 (2019)

Mann, Gerald

60 Jahre „Wohlstand für alle“ – Ludwig Erhard und die Soziale Marktwirtschaft

ISSN 1865-5610 (Print) – ISSN 2569-5800 (eBook)

ISBN 978-3-89275-095-2 (Print) – ISBN 978-3-89275-096-3 (eBook)

Band 75 (2019)

Schindler, Uwe

Customer Integration: Wettbewerbsvorteil durch intangible Faktoren

Erkenntnisse einer Studie aus dem Bereich der industriellen Fördertechnik

ISSN 1865-5610 (Print) – ISSN 2569-5800 (eBook)

ISBN 978-3-89275-113-7 (Print) – 978-3-89275-114-4 (eBook)

Band 76 (2020)

Behrens, Yvonne / Elsenheimer, Laura / Kantermann, Thomas / Wiesener, Marc

Integration von berufsbegleitend Studierenden in die Forschung: Evaluation des digitalen Master-Forschungsforums 2020 der FOM Hochschule

ISSN 1865-5610 (Print) – ISSN 2569-5800 (eBook)

ISBN 978-3-89275-160-1 (Print) – ISBN 978-3-89275-161-8 (eBook)

Band 77 (2020)

Rumford, Max

Robotik im Anlagevermögen: Algorithmenbasiertes Handeln in der Versicherungsbranche

ISSN 1865-5610 (Print) – ISSN 2569-5800 (eBook)

ISBN 978-3-89275-164-9 (Print) – ISBN 978-3-89275-165-6 (eBook)

Band 78 (2021)

Hohoff, Christoph / Krumme, Anja

MINT-LINK – Ausbau der Vernetzung des zdi-Zentrums MINT-Netzwerk Essen mit der regionalen Wirtschaft

ISSN 1865-5610 (Print) – ISSN 2569-5800 (eBook)

ISBN 978-3-89275-186-1 (Print) – ISBN 978-3-89275-187-8 (eBook)



FOM Hochschule

FOM. Die Hochschule. Für Berufstätige.

Die mit bundesweit über 57.000 Studierenden größte private Hochschule Deutschlands führt seit 1993 Studiengänge für Berufstätige durch, die einen staatlich und international anerkannten Hochschulabschluss (Bachelor/Master) erlangen wollen.

Die FOM ist der anwendungsorientierten Forschung verpflichtet und verfolgt das Ziel, adaptionfähige Lösungen für betriebliche bzw. wirtschaftsnahe oder gesellschaftliche Problemstellungen zu generieren. Dabei spielt die Verzahnung von Forschung und Lehre eine große Rolle: Kongruent zu den Masterprogrammen sind Institute und KompetenzCentren gegründet worden. Sie geben der Hochschule ein fachliches Profil und eröffnen sowohl Wissenschaftlerinnen und Wissenschaftlern als auch engagierten Studierenden die Gelegenheit, sich aktiv in den Forschungsdiskurs einzubringen.

Weitere Informationen finden Sie unter fom.de



Im Forschungsblog werden unter dem Titel „FOM forscht“ Beiträge und Interviews rund um aktuelle Forschungsthemen und -aktivitäten der FOM Hochschule veröffentlicht.

Besuchen Sie den Blog unter fom-blog.de