



Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg
Hamburg University of Applied Sciences

Masterarbeit

Cemal G. Cok

Vorgehensweise zur Einführung von KI-Projekten

*Fakultät Technik und Informatik
Department Maschinenbau und Produktion*

*Faculty of Engineering and Computer Science
Department of Mechanical Engineering and
Production Management*

Cemal G. Cok

**Vorgehensweise zur Einführung von
KI-Projekten**

Masterarbeit eingereicht im Rahmen der Masterprüfung

im Studiengang Produktionstechnik und -management
am Department Maschinenbau und Produktion
der Fakultät Technik und Informatik
der Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg

Erstprüfer: Prof. Dr.-Ing. Christian Müller
Zweitprüfer: Prof. Dr.-Ing. Thomas Richters

Abgabedatum: 08.12.2022

Zusammenfassung

Name des Studierenden

Cemal G. Cok

Thema der Bachelorthesis

Vorgehensweise zur Einführung von KI-Projekten

Stichworte

Künstliche Intelligenz, Intelligenzmodelle, Produktion, Maschinelles Lernen, Künstlich Neuronale Netze, Deep Learning, Digitalisierung, Vorgehensmodell

Kurzzusammenfassung

Diese Arbeit befasst sich mit der Einführung von KI-Projekten in Unternehmen. Es werden anhand von zwei Vorgehensmodellen dargestellt, wie die künstliche Intelligenz in der Produktion eingeführt werden kann. Weiterhin wurde die Zusammensetzung des Entwicklungsteams konkretisiert, die für den Erfolg der KI-Entwicklungen relevant ist. In diesem Zusammenhang wurde auch die Auswirkungen des KI-Einsatzes auf die Arbeitsplätze erörtert.

Name of Student

Cemal G. Cok

Title of the paper

Procedure for the introduction of AI-projects

Keywords

Artificial Intelligence, intelligence models, machine learning, artificial neural network, deep learning, digitalization, process model

Abstract

This report deals with the introduction of AI projects in companies. Two process models are used to illustrate how artificial intelligence can be introduced into production. Furthermore, the composition of the development team was specified, which is relevant for the success of AI developments. In this context, the impact of AI deployment on jobs was also discussed.

1 Inhaltsverzeichnis

Abkürzungsverzeichnis.....	III
Abbildungsverzeichnis.....	IV
1. Einleitung.....	1
1.1 Ausgangssituation	1
1.2 Aufbau der Arbeit.....	1
2. Menschliche Intelligenzmodelle.....	3
2.1 Spearman: Zwei-Faktoren-Theorie der Intelligenz	4
2.2 Thurstone: Theorie der Primärfaktoren	4
2.3 Cattell: Fluide und kristalline Intelligenz	5
2.4 Carroll: Drei-Schichten-Theorie der Intelligenz	6
2.5 Jäger: Berliner Intelligenzstrukturmodell	7
3. Künstliche Intelligenz – Theoretische Grundlagen.....	9
3.1 Historischer Überblick der Künstlichen Intelligenz.....	9
3.2 Einordnung Künstlicher Intelligenz: KI – ML – DL	14
3.3 Verfahren des maschinellen Lernens: Supervised L., Unsupervised L., Deep L. und Reinforcement L.....	15
1.1 Intelligenzarten der KI: Schwache KI – Starke KI – Superintelligenz	17
3.4 Teildisziplinen der KI	19
3.5 Anwendungsbereiche der KI in der Produktion.....	20
3.6 Regulierung der KI.....	22
4. Vorgehensmodelle zur KI-Projekte.....	25
4.1 CRISP-DM	25
4.2 PAISE®	27
4.3 Zusammensetzung von Teams für KI-Projekte.....	30
4.4 Erfolgreicher Einsatz der KI in Unternehmen	31
4.5 Rechtliche Fragestellungen in der Unternehmenspraxis.....	33
5. Zusammenfassung und Ausblick	36
Literaturverzeichnis.....	38

Abkürzungsverzeichnis

AI	Artificial Intelligence
BIS	Berliner Intelligenzstrukturmodell
CRISP-DM	Cross-Industry Standard Process for Data Mining
DL	Deep Learning
DSGVO	Datenschutz-Grundverordnung
KI	Künstliche Intelligenz
KNN	Künstlich neuronales Netz
ML	Machine Learning
ProdHaftG	Produkthaftungsgesetz
XAI	Explainable Artificial Intelligence – Erklärbare Künstliche Intelligenz

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1 Spearman's Zwei-Faktoren-Theorie der Intelligenz (Asendorpf 2012, S. 149)	4
Abbildung 2 Drei-Schichten-Theorie nach Carroll (1993) (Lohaus 2019, S. 153)	7
Abbildung 3 Das Berliner Intelligenzstrukturmodell nach Jäger (1984) (Wild und Möller 2020, S. 31)	8
Abbildung 4 Die Boom-Zyklen und "Winter" der Künstlichen Intelligenz nach Matsuo (Cole 2020, S. 23).....	13
Abbildung 5 Evolutionsstufen der KI (Cole 2020, S. 40)	14
Abbildung 6 Schematische Darstellung des Aufbaus eines KNN mit n-Zwischenschichten (Aufderheide et al. 2020, S. 162)	16
Abbildung 7 Entwicklung zu einer Intelligenzexplosion (Kreutzer 2019, S. 21)	18
Abbildung 8 Teildisziplinen der Künstlichen Intelligenz (von der Gracht et al. 2018, S. 14)...	19
Abbildung 9 CRISP-DM - Cross-Industry Standard Process for Data Mining(Weber und Seeberg 2020, S. 16)	26
Abbildung 10 Das PAISE®- Vorgehensmodell (Hasterok et al. 2021, S. 7)	28

1. Einleitung

1.1 Ausgangssituation

Die Künstliche Intelligenz ist weltweit ein zentrales Zukunftsthema und gilt als Schlüsseltechnologie der Digitalisierung. Sie birgt ein hohes Potential in den Anwendungsgebieten der industriellen Produktion. Den Menschen ist die KI ein ständiger Wegbegleiter, weil sie schleichend in nahezu alle Bereiche unseres Lebens Einzug hält. Die künstliche Intelligenz begleitet unseren Alltag als nützlicher Assistent in Form von Smartphones, Fitness-Trackern, Smart-Home-Geräten, virtuellen Chatbots oder wenn wir rein „zufällig“ Musikvorschläge von Musik-Streamingdiensten erhalten.

Die zunehmende Vernetzung und Digitalisierung von Produktionsanlagen und Maschinen sinnbildlich für die vierte industrielle Revolution, führt zu den signifikanten Datenmengen, die enormes Potential zur Produktionsoptimierung und Steigerung der Produktqualität haben. Daran anknüpfend kommen Entwicklungen im Bereich des maschinellen Lernens in immer kürzeren Abschnitten. Insbesondere die Bild- und Sprachverarbeitung, sowie der Erkennung von komplexen Zusammenhängen, macht die Technologie nicht nur für das produzierende Gewerbe sehr interessant. Monotone, repetitive Aufgaben mit einer sehr hohen Arbeitsbelastung und in lebensgefährlichen Umgebungen, können effektiver und effizienter sowie einer höheren Präzision und Qualität von KI-Systemen ausgeführt werden.

Den Unternehmen stellt die Einführung von KI-Projekten vor unterschiedlichen Hürden und Herausforderungen, für die es kein Patentrezept. Denn nicht jedes Unternehmen ist gleichartig aufgebaut und verfügt über die gleichen Ressourcen. Aufgrund der hohen Komplexität des Themenfeldes wird Fokus darauf, sind die Forschungsfragen beschränkt auf:

- Welche Vorgehensmodelle eignen sich für die Einführung von KI-Projekten?
- Wie sollte ein KI-Entwicklungsteam zusammengesetzt sein, um erfolgreiche Entwicklungen zu realisieren, und verschiedene Perspektiven zu berücksichtigen?
- Welche rechtlichen Problemstellungen sind in Bezug auf die KI-Entwicklungsprojekte zu beachten?

1.2 Aufbau der Arbeit

Die vorliegende Arbeit behandelt zwei Vorgehensmodelle zur Einführung von KI-Projekten, die erstmals im Unternehmen initiiert werden sollen. Es werden zwei Vorgehensmodelle beleuchtet und Hinweise zu den Herausforderungen und Chancen dargestellt. Die behandelten Vorgehensmodelle haben sich in der Entwicklung der KI-Systeme bewährt.

Kapitel 1 beschreibt stellt einen aktuellen Bezug zur künstlichen Intelligenz her. Auf die Ausgangssituation wird eingegangen, die Zielsetzung anhand der Leitfragen konkretisiert.

Kapitel 2 beschreibt die menschliche Intelligenz samt etablierter Intelligenzmodelle, die als Grundlage für die Entwicklung der KI gelten.

Kapitel 3 befasst sich mit den theoretischen Grundlagen der Intelligenz. Das Grundvokabular „Algorithmus“, „Künstliche Intelligenz“, „Machine Learning“, „Deep Learning“ wird mit Beispielen erläutert. KI und die Weiterentwicklungen, sowie die Teildisziplinen und Anwendungsgebiete in der Produktionsumgebung werden vorgestellt.

Kapitel 4 beschäftigt sich schließlich mit den Vorgehensmodellen, die hinreichend detailliert beschrieben. Die Hintergründe der Teamzusammensetzung in KI-Entwicklungsteams werden erläutert.

2 Menschliche Intelligenzmodelle

Die technischen, intelligenten Systeme sind beeinflusst durch eine Nachbildung der uns bekannten menschlichen Intelligenz. Die menschliche Intelligenz wird als Ausgangspunkt für die Modellierung von technischen Ausführungen erkannt. Im Folgenden wird daher ein kurzer Einblick in die Intelligenzforschung gegeben. Die Zielsetzung ist nicht eine umfassende und erschöpfende Darstellung der Intelligenztheorien zu geben, gleichwohl geht darum das Pendant für die Einordnung des Wesens der Künstlichen Intelligenz zu liefern.

Obwohl es keine einheitliche und von allen Seiten anerkannte Definition des Begriffs Intelligenz gab, wurde der Begriff in der Forschungsliteratur dessen ungeachtet häufig wie selbstverständlich gebraucht. Erst im Jahr 1994 erschien ein Artikel im Wall Street Journal, der den Konsens der Intelligenzforschung über die Definition von Intelligenz wiedergab. Dieser Konsens hat die Initiatorin Linda S. Gottfredson drei Jahre später in der Fachzeitschrift „Intelligence“ publiziert. Demnach umfasst die Intelligenz

„eine allgemeine geistige Fähigkeit eines Individuums zum schlussfolgernden Denken, zum Planen, zum Lösen von Problemen, zum abstrakten Denken, zum Begreifen komplexer Ideen, zum schnellen Lernen und aus Erfahrungen zu lernen.“(Gottfredson 1997, S. 13)

Nach Gottfredson handelt die Intelligenz nicht ausschließlich um das Studieren aus Büchern und Ablegen von akademischen Tests, sondern bringt eine breitere und tiefgründigere Fähigkeit zum Ausdruck, unsere Umgebung zu verstehen, zu „begreifen“, Zusammenhang in Dingen zu erkennen und herauszufinden, was zu tun ist.

Eine breitere Zustimmung erfährt der Ansatz von Robert J. Sternberg wonach die Intelligenz die geistige Fähigkeit umfasst, sich flexibel an eine beliebige, herausfordernde Umwelt mit neuen Situationen und Anforderungen angemessen anzupassen, sowie die Fähigkeit, die Umwelt aktiv zu gestalten. Dieses beinhaltet einen Prozess des lebenslangen Lernens, welcher sich von der Kindheit bis hin zur gesamten Lebenszeit erstreckt.(Sternberg 1997, S. 1030)

Es besteht Uneinigkeit darüber bei den Wissenschaftlerinnen und Wissenschaftlern, ob die theoretische Konzeption der Intelligenz als einheitliche, allgemeine Intelligenz oder als voneinander unabhängige Intelligenzen, somit als zusammengesetztes Konstrukt, aufzufassen ist.

Im Folgenden soll ein kurzer Einblick der bestehenden Modelle

2.1 Spearman: Zwei-Faktoren-Theorie der Intelligenz

Der englische Psychologe Charles Spearman formuliert 1927 eine der ersten und einflussreichsten Intelligenzmodelle, das als Zwei-Faktoren-Theorie der Intelligenz bekannt ist. Nach Spearman enthalten alle intellektuellen Leistungen eine allgemeine Intelligenz, der durch einen gemeinsamen g-Faktor (Generalfaktor) ausgedrückt wird. Die spezifische Intelligenz hingegen wird für spezifische Begabungen durch zusätzliche s-Faktoren (spezifische Begabungsfaktoren) ergänzt. Die s-Faktoren werden beispielsweise für mathematische oder Problemstellungen ermittelt. Die Faktoren werden in einzelnen Tests in Versuchsreihen gemessen. (Sternberg und Kaufman 2011, S. 38) Die spezifischen Begabungsfaktoren werden aber stark vom Generalfaktor beeinflusst. (Lohaus 2019, S. 151) In der nachfolgenden Abbildung ist Spearmans Zwei-Faktoren-Theorie skizziert. Hier ist ersichtlich, dass für jede individuelle Leistung ein spezifischer Begabungsfaktor s_i existiert, wodurch der Name Zwei-Faktoren-Theorie irreführend ist, da es beliebig viele spezifische Begabungsfaktoren geben können.

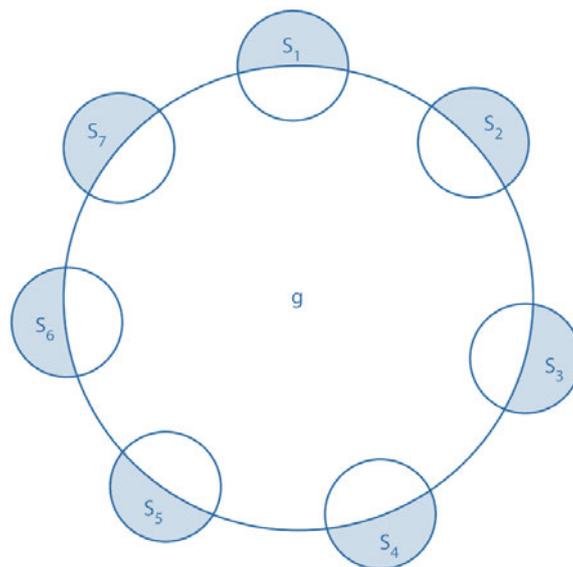


Abbildung 1 Spearmans Zwei-Faktoren-Theorie der Intelligenz (Asendorpf 2012, S. 149)

2.2 Thurstone: Theorie der Primärfaktoren

Die Theorie von des US-amerikanischen Ingenieurs und Psychologen Louis Leon Thurstone (1938) weicht die Theorie der „Primary Mental Abilities“ (Primärfaktoren) ab. Thurstone unterscheidet sieben verschiedenen, voneinander unabhängigen Faktoren, die gemeinsam die Intelligenz ausmachen (Sternberg und Kaufman 2011, S. 40; Imhof 2020, S. 80):

1. Sprachverständnis (Verbal comprehension): Die Fähigkeit einer Person zur Erfassung sprachlicher Bedeutungen und Beziehungen, sowie der Umgang der Umgang mit

Begriffen. Diese Fähigkeit wird durch Tests von Wortschatz und Leseverständnis geprüft.

2. Wortflüssigkeit (Verbal/Word fluency): Die Fähigkeit einer Person zum schnellen Produzieren von Wörtern, Sätzen und Wortverknüpfungen.
3. Rechenfertigkeiten (Number): Die Fähigkeit einer Person, einfache Rechenoperationen und arithmetische Wortaufgaben korrekt und schnell auszuführen.
4. Merkfähigkeiten (Memory): Die Fähigkeit einer Person, sich Informationen gut und schnell einzuprägen und wieder abrufen zu können. Diese Fähigkeit wird bspw. durch Tests, die sich auf das Erinnern von Wortfolgen, Symbolen oder Buchstaben beziehen, abgebildet.
5. Wahrnehmungstempo (Perceptual speed): Die Fähigkeit einer Person, relevante Details wie Buchstaben, Zahlen etc. aus einer Fülle von irrelevanten Informationen in möglichst kurzer Zeit zu detektieren.
6. Schlussfolgerndes Denken (Inductive Reasoning): Die Fähigkeit einer Person zur Verallgemeinerung, d.h. zur logischen Schlussfolgerung vom Spezifischen zum Allgemeinen. In den Tests geht es um das Erkennen von Regeln und die Anwendung der Regeln und Prinzipien.
7. Räumliches Vorstellungsvermögen (Spatial visualization): Die Fähigkeit einer Person, räumliche Anordnungen von Formen und Objekten zu erkennen und hiermit zu operieren, etwa die Rotation von Körpern zu erkennen oder fehlende Puzzlestücke zu erkennen.

Empirische Erkenntnisse sind entgegen Thurstones Annahmen von der angenommenen Unabhängigkeit der einzelnen Primärfaktoren und unterstützen die von Thurstone postulierte Annahme eines allgemeinen Intelligenzfaktors. Es zeigen sich Korrelationen zwischen den Primärfaktoren. (Lohaus 2019, S. 152)

2.3 Cattell: Fluide und kristalline Intelligenz

Im Zuge der Intelligenzforschung entwickelt der britisch-US-amerikanische Psychologe Raymond B. Cattell (1987) sein Modell der fluiden und kristallinen Intelligenz. Die fluide Intelligenz ist vergleichbar mit Spearman's Generalfaktor und beschreibt die Fähigkeit sich neuen Situationen anzupassen, sowie die generelle Denkfähigkeit auf unbekannte, neuartige Problemstellungen zu reagieren und diese zu bewältigen (Sternberg und Kaufman 2011, S. 41), mit einer hohen Verarbeitungsgeschwindigkeit, wie auch spontanem und schlussfolgerndem Denken (Lohaus 2019, S. 151). Die kristalline Intelligenz dagegen beinhaltet Fähigkeiten auf einem speziellen Gebiet, wie allgemeine Informationen und Faktenwissen, Rechenfähigkeiten, Wortschatz, Leseverständnis und andere wissensorientierte Informationen. Dieser Anteil ist ein ursprüngliches Produkt der fluiden Intelligenz und umfasst

alle Fähigkeiten, die im Laufe des Lebens erlernt und zu einem Automatismus der einzelnen Person geworden sind, weil sie keiner besonderen Wahrnehmung und Reflektion bedarf. Demnach ist dieser Anteil überwiegend bildungs-, erfahrungs- und kulturabhängig (Wild und Möller 2020, S. 31), wird aber auch von der fluiden Intelligenz beeinflusst. Personen mit hoher fluiden Intelligenz gelingt es leichter und schneller Wissen zu erwerben als solche mit geringerer.

Die fluide Intelligenz wie auch die kristalline Intelligenz sind für gewöhnlich abhängig vom Lebensalter. Die fluide Intelligenz hat ihren Höhepunkt im frühen Erwachsenenalter, wohingegen die kristalline Intelligenz bis ins hohe Alter weitestgehend stabil bleibt oder sogar zunimmt (Lohaus 2019, S. 151). Die Denkfähigkeit kann im fortgeschrittenen Seniorenalter nachlassen, andererseits greifen ältere Menschen aber im hohen Lebensalter auf ihren großen Erfahrungs- und Wissensschatz zu.

2.4 Carroll: Drei-Schichten-Theorie der Intelligenz

Die Drei-Schichten-Theorie nach John B. Carroll (1993), auch Three-Stratum-Theorie der Intelligenz genannt, gehört zu einer der meisten beachteten modernen hierarchischen Theorien der Intelligenzforschung. Carroll entwickelt auf der Grundlage von zahlreichen empirischen Studien ein Intelligenzmodell. Das Ergebnis von Carrolls Neuanalyse ist ein dreistufiges Modell, welches die Ansätze von Spearman, Thurstone und Cattell vereinigt.

An der Spitze des Modells, also der Schicht III bzw. Stratum 3, steht die allgemeine Intelligenz. Auf der Ebene darunter, in der Schicht II bzw. Stratum 2, befinden sich die acht breiteren Intelligenzfaktoren, die angelehnt sind an die Primärfaktoren von Thurstone. Auf der untersten Ebene (Schicht I bzw. Stratum 1) sind die Nebengruppenfaktoren abgebildet, welche spezifische Einzelfähigkeiten darstellen, die den breiteren Intelligenzfaktoren zugeordnet werden. Es ist zu beachten, dass einige spezifische Einzelfähigkeiten häufig von mehreren breiteren Hauptintelligenzfaktoren abhängen. Die Lesegeschwindigkeit sei exemplarisch dafür zu benennen, da sie sowohl der kristallinen Intelligenz (Gc) als auch der kognitiven Schnelligkeit zugehörig ist. Die nachfolgende Abbildung illustriert das hierarchische Modell Carrolls, mit der übergeordneten allgemeinen Intelligenz, aufgespalten in einzelnen breiteren Intelligenzfaktoren und den spezifischen Einzelfähigkeiten.

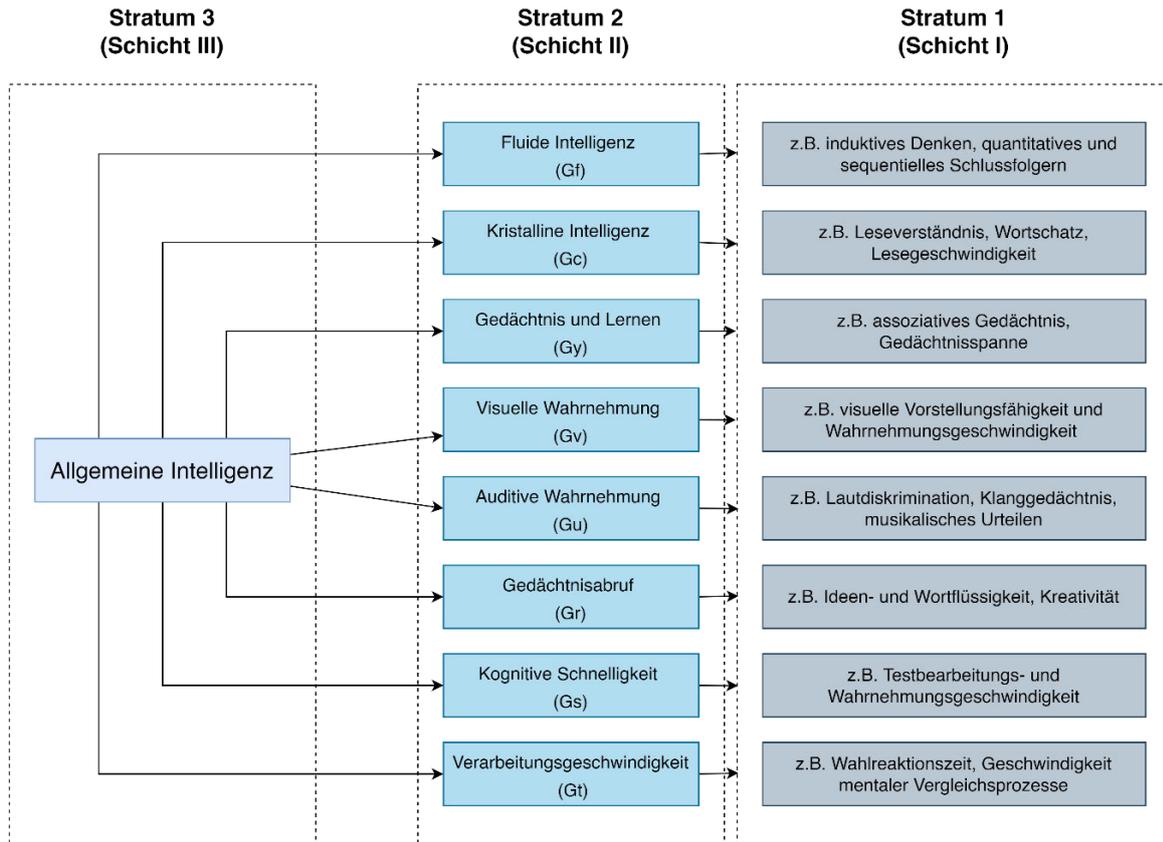


Abbildung 2 Drei-Schichten-Theorie nach Carroll (1993) (Lohaus 2019, S. 153)

2.5 Jäger: Berliner Intelligenzstrukturmodell

Das von Jäger im Jahre 1984 entwickelte Berliner Intelligenzstrukturmodell (BIS-Modell) gehört zu den neueren hierarchischen Intelligenzmodellen, das sich im deutschen Sprachraum etabliert hat. Die Grundannahme des BIS-Modells ist, dass an jeder Intelligenzleistung alle intellektuellen Fähigkeiten beteiligt sind, jedoch in unterschiedlich großer Ausprägung und Gewichtung. Somit lassen sich Intelligenzleistungen unter verschiedenen Aspekten klassifizieren.

In der nachfolgenden Abbildung ist die Intelligenz im BIS-Modell dargestellt. Die Intelligenz wird auf drei verschiedenen Ebenen beschrieben: Auf der generellen Ebene wird die allgemeine Intelligenz als Integral aller Fähigkeiten abgebildet. Auf der nächsten Ebene stehen die vier Operationen des Denkens (Bearbeitungsgeschwindigkeit B, Merkfähigkeit M, Einfallsreichtum E, Verarbeitungskapazität K.) und drei Inhaltsfaktoren des Denkens (figuralbildhafte, numerische und verbale Denkfähigkeit). Diese sieben Faktoren der zweiten Ebene werden zur Erschließung der allgemeinen Intelligenz nicht getrennt, sondern nur in Kombination zueinander betrachtet. Die Operationen und Inhaltsfaktoren des Denkens ergeben zwölf verschiedene Kombinationen (Kreuzprodukte) auf der dritten Modellebene:

- Verarbeitungskapazität verbal/numerisch/figural
- Einfallsreichtum verbal/numerisch/figural
- Merkfähigkeit verbal/numerisch/figural
- Bearbeitungsgeschwindigkeit verbal/numerisch/figural

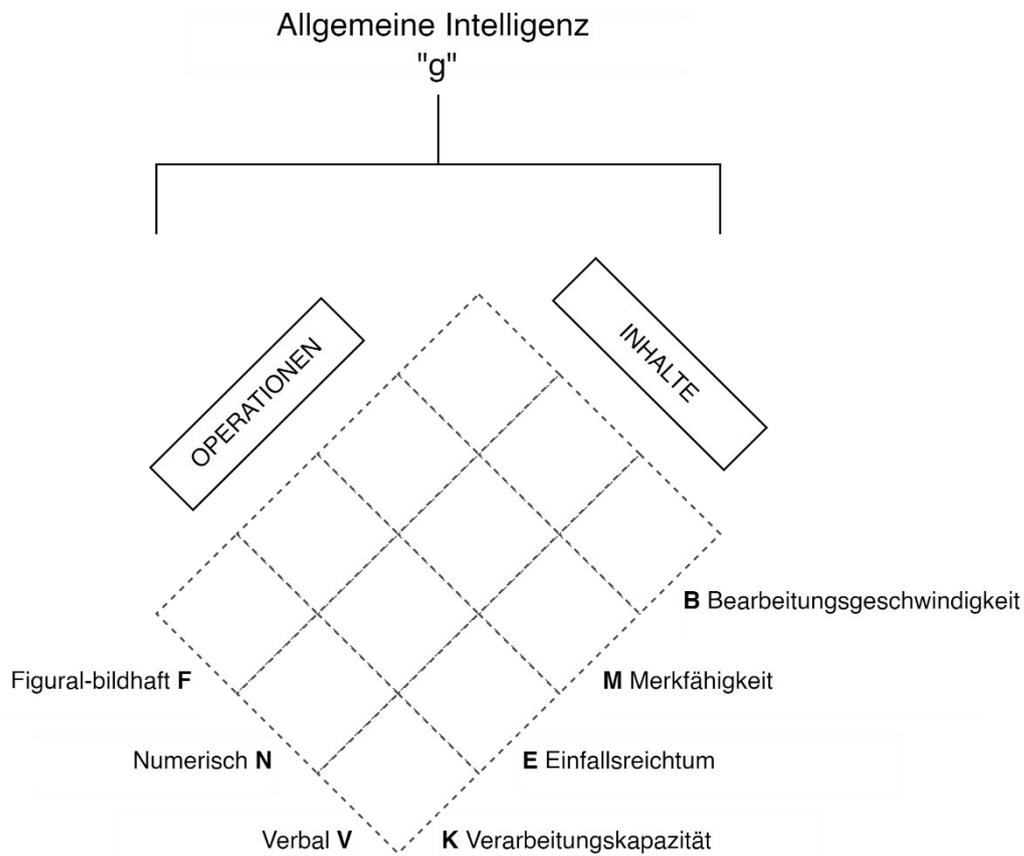


Abbildung 3 Das Berliner Intelligenzstrukturmodell nach Jäger (1984) (Wild und Möller 2020, S. 31)

Die Werte im BIS-Modell werden nach Jäger in Untertests des Berliner-Intelligenzstruktur-Tests ermittelt und für die allgemeine Intelligenz aggregiert. Dieser endgültige Wert ist vergleichbar mit dem Generalfaktor von Spearman.

Die beschriebenen Intelligenztheorien haben gemein, dass die Intelligenz charakterisiert ist durch schlussfolgerndes, abstraktes Denken, der Fähigkeit neuartige Probleme zu bewältigen, der Kapazität neues Wissen anzueignen und im Gedächtnis zu speichern.

3 Künstliche Intelligenz – Theoretische Grundlagen

3.1 Historischer Überblick der Künstlichen Intelligenz

Der folgende Überblick skizziert die historischen Entwicklungsetappen der Künstlichen Intelligenz bis in die Gegenwart.

Der Begriff „Künstliche Intelligenz“ wurde erstmals vom US-amerikanischen Informatiker John McCarthy erwähnt, der den Begriff in dem Fördermittelantrag für die im Sommer 1956 organisierte sogenannte „Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence“ in Hanover, im US-Bundesstaat New Hampshire, verwendete und prägte. (McCarthy et al. 2006, S. 12) Der Begriff bezeichnet die Fähigkeit einer Maschine, die kognitiven Fähigkeiten des Menschen, wie das Lernen, Urteilen, Planen und eigenständige, schlussfolgernde Problemlösen komplexer Aufgaben.

Folglich besteht der Unterschied von „gewöhnlichen“ Computer-Algorithmen zu KI-Algorithmen darin, dass erstgenannte lediglich einer allgemeinen eindeutigen Handlungsvorschrift folgen für die Lösung eines Problems oder einer Klasse von Problemen, die aus einer endlichen Anzahl an klar definierten Einzelschritten besteht.

Das hochgesteckte Ziel war es mit den führenden Forschern in interdisziplinärer Zusammensetzung aus Computerwissenschaftlern, Mathematikern, Linguisten, Psychologen und Philosophen, in einem zweimonatigen Workshop, die wichtigen Themen des noch jungen Gebiets der Kognitionswissenschaften zu behandeln.

Diese Konferenz gilt als Geburtsstunde der Forschung um das Forschungsgebiet der KI, da sie die Begrifflichkeit der „Artificial Intelligence“ prägte. Die Grundlagen der Künstlichen Intelligenz wurden allerdings schon deutlich früher gelegt.

Im Rahmen der Industrie- und Militärforschung werden in den 1930er Jahren die ersten Spezialrechner für begrenzte Rechenaufgaben gebaut. Diese waren grundlegend für die Entwicklung von universellen programmgesteuerten Computern, die für die KI-Forschung entscheidend waren. (Mainzer 2019, S. 9)

Im Jahre 1943 veröffentlichen die US-Amerikaner Warren McCulloch und Walter Pitts in Ihrem Paper „A logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity“ das McCulloch-Pitts-Neuron (McCulloch und Pitts 1944). Ihr entwickeltes Neuronenmodell, das auf einfachen, binären Signalen basiert, findet noch heute Verwendung in der Neuroinformatik.

Alan Turing, einer der Pioniere der Informatik, verfasst 1950 einen seiner berühmten Aufsätze „Computer Machinery and Intelligence“ und schlägt ein Gedankenexperiment, den sogenannten Turing-Test. Der Test besagt, dass eine Maschine als intelligent bezeichnet

werden kann, wenn ein Mensch in einem Interview mit einem Menschen und einer Maschine, jedoch ohne Hör- und Sichtkontakt, nicht eindeutig feststellen kann, welcher der beiden Interviewpartner ein Mensch oder eine Maschine sei, trotz geschickter Fragestellungen. Dabei kommuniziert der Mensch mit Text-Nachrichten über ein Terminal mit einem Testsystem, entweder einem Menschen oder einem Computer. (Turing 1950)

Im August 1955 verfassten John McCarthy, Marvin Minsky, Nathaniel Rochester und Claude Shannon einen Antrag zur Förderung eines Forschungsprojektes mit dem Titel „A Proposal for the Dartmouth Summer Research on Artificial Intelligence“, für den Sommer-Workshop im Jahr darauf, um die jeden Aspekt des Lernens und die Merkmale der Intelligenz möglichst genau abzubilden, damit die kognitiven menschlichen Entscheidungsfindungsprozesse mit dem Computer zu simuliert werden können.

In dem zweimonatigen Workshop haben die Teilnehmer wichtige Themen behandelt u.a. wie Menschen denken und kommunizieren, Aufbau von künstlich neuronalen Netzen und die Erfindungen von Maschinen. Zudem thematisch behandelt, wie sich Maschinen ihre Umgebung wahrnehmen und sich selbst zurechtfinden, wie auch sich selbst verbessern können. Im Dartmouth-Workshop gelangen zwar keine neuen Durchbrüche, jedoch bewirkte es eine grenzenlose Euphorie und einen ersten KI-Boom, weil sich die enthusiastischen Teilnehmer, schnelle und großartige Erfolge versprachen. Einige Pioniere sagten 1958 voraus, dass ein KI-System nach nur zehn Jahren den amtierenden Schachweltmeister ablösen würde. Im Nachhinein ist bekannt, dass diese Vorhersage viel zu optimistisch war.

In der nachfolgenden Abbildung sind die Boom-Zyklen und die KI-Winter dargestellt. Der erste Hype verhalf der KI-Forschung Auftrieb (Boom 1) durch die Zuwendung von Unternehmen und US-amerikanischen Regierungsstellen Anfang der 1960er Jahre.

Da die euphorischen Vorhersagen der KI-Durchbrüche ausblieben und die anfängliche Euphorie langsam ebte, kam der erste KI-Winter in den 1970er Jahren. In der Folge sind auch die privaten und staatlichen Mittel in die KI gekürzt wurden. Das größte Hindernis für den KI-Erfolg war die fehlende Rechenleistung, die für die Berechnung der großen Datensätze benötigt wurden.

Erst mit dem Siegeszug der Halbleitertechnologie, die und der Bewahrheitung des Moore'schen Gesetzes, dass sich in einem konstanten Zeitraum (alle 18 bis 24 Monate) bei gleichbleibendem Preis, die Transistorenanzahl in einem Silizium-Chip verdoppeln würde, ist die Rechenleistung rasant angestiegen.(Cole 2020, S. 23) Die hohe Rechenleistung war notwendig um bei der Problemlösung mit der einfachsten sogenannten „Brute-Force-Methode“ für die Aufgaben der Good Old-Fashioned Artificial Intelligence („GOFAI“) viele verschiedene Lösungsalternativen zu berechnen.

Im Jahre 1972 wurde in Frankreich die logische Programmiersprache Prolog durch Phillipe Roussel und Alain Colmerauer entwickelt.

Im selben Jahr entwickelt der Edward A. Feigenbaum das erste Expertensystem namens MYCIN an der Stanford-Universität mit der Programmiersprache LISP. Mediziner sollten in Diagnose- und Therapieentscheidungen bei Blutinfektionskrankheiten und Meningitis mit dem Expertensystem unterstützt werden. Das wissensbasierte Expertensystem speichert Wissen auf einem speziellen Gebiet der Medizin und zieht automatische Schlussfolgerungen. Hierfür sind sowohl harte Fakten des Anwendungsbereichs, welche in Lehrbüchern und Fachzeitschriften stehen, als auch Praxis- und Erfahrungswerte in die Entwicklung des Expertensystems geflossen.

Die Expertensysteme konnten sich jedoch nicht durchsetzen, weil sie nur begrenzt lernfähig und unflexibel waren.

Der Österreicher Hans Moravec hat 1977 das erste autonome Fahrzeug in dem Stanford AI Labor entwickelt, das erfolgreich einen mit Stühlen gefüllten Raum durchquert hat. (Ravindran 2022, S. 45)

In Japan startet 1981 das sogenannte „Fifth Generation Project“, um an die Spitze der KI-Forschung zu gelangen. Die japanische Regierung investiert seinerzeit über 400 Millionen US-Dollar mit dem Ziel, japanische Wissenschaftler zu fördern, um vor allem praktische Anwendungen der KI zu entwickeln. (Nolting 2021, S. 48) Der erste humanoide Roboter namens WABOT-2 wird in der Waseda-Universität in Japan entwickelt. Der Humanoide war in der Lage mit Menschen zu interagieren und Musik auf einer elektronischen Orgel zu spielen.

Auch in Europa startet eine KI-Offensive mit dem sogenannten ESPRIT-Programm, dieses führte zum Bau von intelligenten Computern.

Mercedes-Benz stellt 1986 seinen ersten fahrerlosen Transporter vor. Das Fahrzeug war mit Sensoren und Kameras ausgestattet und fuhr bis zu 88 km/h auf leeren Straßen.

Das Forschungsgebiet der Verteilten Künstlichen Intelligenz wurde 1990 wurde durch Marvin Minsky geschaffen, das zur Basis der sogenannten Agententechnologie wurde. Die Agententechnologie ermöglichte Antworten für komplexe Problemstellungen zu finden.

Die Entwicklung der KI-Teildisziplin setzt Anfang der 1990er ein. Hiermit war es möglich explizites Wissen aus großen Datenbanken abzurufen.

Im Jahr 1997 kam es zum Aufeinandertreffen der Künstlichen Intelligenz auf die menschliche Intelligenz. IBMs Superrechner Deep Blue bezwingt den der Schachgroßmeister und

amtierenden Schachweltmeister Garri Kasparov in einem medienwirksamen Auftritt.(Nolting 2021, S. 48)

Zu Beginn des 21. Jahrhunderts setzt der dritte KI-Boom ein. Das konnte vor allem durch die drei Treiber und Befähiger ermöglicht werden: riesige Datenmengen stehen den Forschern zur Verfügung, immer höhere Rechenleistungen ermöglichen kürzere Berechnungszeiten sowie den stetig preiswerteren Massenspeichern.

Das japanische Unternehmen Honda brachte im Jahre 2000 seinen ersten Humanoiden namens ASIMO auf den Markt. Das Akronym steht für die englischen Wörter „Advanced Step in Innovative Mobility“, dementsprechend für den „Fortschrittlicher Schritt zur innovativen Mobilität“. Der Humanoide war in der Lage genauso schnell wie ein Mensch zu laufen und Kunden in Restaurants ihre Tablets zu überreichen. Überdies war ASIMO in der Lage mit Menschen zu interagieren und Körperhaltungen, Gesten und Gesichter wahrzunehmen, und seine Umgebung mit sich bewegenden Objekten, und verschiedenen Geräuschen zu erkennen.

Die amerikanische Luftfahrtbehörde NASA nutzt im Jahr 2004 die KI-Technologie, um den Roboter Spirit und Opportunity zu entwickeln, die ohne menschliches Eingreifen auf der Marsoberfläche navigieren.

Google beginnt 2009 mit der Entwicklung autonomer Fahrzeuge. Die fahrerlosen Autos haben fünf Jahre später in Nevada den Selbstfahrttest bestanden.

Im Jahr 2010 wird der Beginn des Zeitalters des Machine Learning (ML), also des maschinellen Lernens eingeläutet.

Apple stellt 2011 den ersten virtuellen Sprachassistenten namens „Siri“ vor, gefolgt von Googles Cortana im Jahre 2014 und Amazons Alexa 2015.

Google gelingt im März 2016 ein spektakulärer mit seinem Tochterunternehmen DeepMind. Die von ihr entwickelte Software AlphaGo besiegt den amtierenden Go-Weltmeister Lee Sedol. Er unterlag eindeutig mit 1:4 in dem Brettspiel Go, das bis zu diesem Zeitpunkt für unmöglich schien, wegen der hohen kombinatorischen Komplexität.(Nolting 2021, S. 48) Das Go-Spiel ist viel komplexer als Schach, wegen der ungleich größeren Anzahl der möglichen Spielzüge. Der Sieg konnte folglich nicht mit dem traditionellen Brute-Force-Ansatz gelöst werden. Das Software-Unternehmen DeepMind hat mit Deep-Learning-Algorithmen aus einer großen Datenbank von zurückliegenden Go-Spielen und den möglichen Spielzügen gelernt und konnte während der Lernphase das neuronale Netzwerk trainieren, wie auch von den eigenen Erfahrungen lernen.

Die spektakulären Siege der KI-Systeme mit immer größer werdenden Rechenleistung und komplexer werdenden Spielformaten (Schach, Jeopardy, Brettspiel Go) rückten die Künstliche Intelligenz in das Rampenlicht der Weltöffentlichkeit. In der Literatur wird der Sieg von AlphaGo gegen den amtierenden Go-Weltmeister Sedol als beachtliches Ereignis dargestellt und als Sputnik-Moment für China bezeichnet, dass sich fortan mit voller Kraft dieser Technologie zuwendet, um sich dem Wettkampf der Supermächte zu stellen. China hat beachtliche Investitionen in die KI-Forschung unternommen und dadurch bedeutsame Fortschritte gemacht.

Im Jahr 2018 entwickelt die NASA und der Halbleiterhersteller Intel gemeinsam ein KI-basiertes Navigationssystem zur Erkundung von Planeten.

In Deutschland wird das Jahr 2019 zum Wissensjahr der Künstlichen Intelligenz. Das Bundesministerium für Bildung und Forschung wollte mit dieser Initiative Wissenschaft erreichen, einen Dialog zwischen der Wissenschaft und der Öffentlichkeit zu ermöglichen.

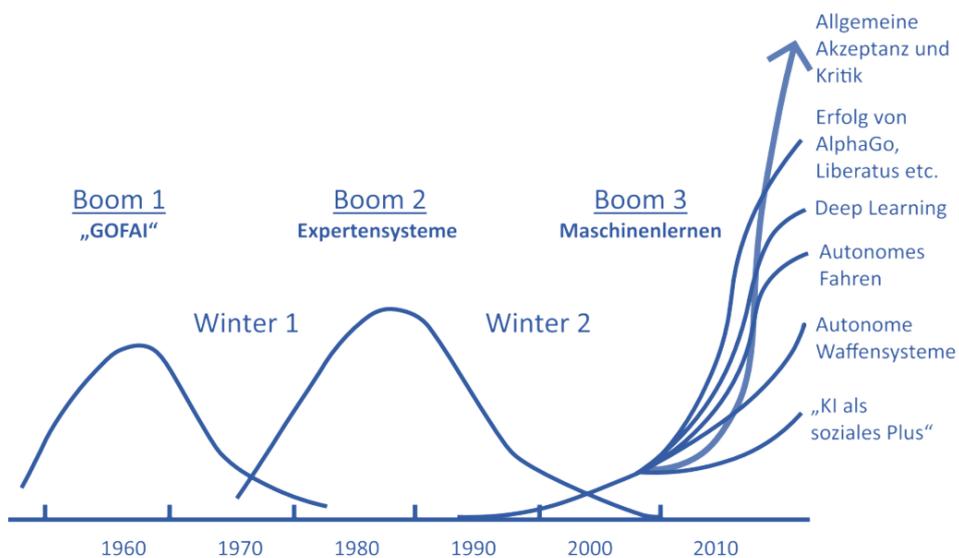


Abbildung 4 Die Boom-Zyklen und "Winter" der Künstlichen Intelligenz nach Matsuo (Cole 2020, S. 23)

Zu den Treibern der Künstlichen Intelligenz zählt zudem die Zunahme der Rechenleistung, die exponentiell angestiegen ist. In den letzten fünf Jahrzehnten ist die Rechenleistung um das Billionfache gestiegen. Zum Vergleich waren im Jahr 1965 nur 65 Transistoren auf dem komplexesten Computerchip der Welt, passen heute schon mehr als zehn Milliarden Transistoren auf dieselbe Chipgröße. Dieser Trend wird sich nicht verlangsamen, im Gegenteil wird mit einer Beschleunigung dieses Trends aufgrund des Quantencomputings gerechnet. Mit dem Einzug des Quantencomputings und dem Multiplikatoreffekt dieser, könnten wesentlich größere Berechnungen in einem Bruchteil der Zeit durchgeführt werden. Mit der

Quanteninformatik werden neue Grenzen der Datenverarbeitung ausgemacht und eine rasante Entwicklung der KI eröffnet. (Ravindran 2022, S. 39)

3.2 Einordnung Künstlicher Intelligenz: KI – ML – DL

Die Künstliche Intelligenz hat in seiner zeitlichen Entwicklung verschiedene Evolutionsstufen erreicht. Am Anfang der Entwicklung ab 1950, steht die Künstliche Intelligenz, das darauf abzielt, intelligentes menschliches Verhalten nachzuahmen.

Das Machine Learning setzt in den 1980er Jahren ein, und beschreibt KI-Algorithmen, die sich in Abhängigkeit der Input-Daten selbst anpassen.(Cole 2020, S. 39) Außerdem beinhaltet es Methoden von Lernprozessen, um Zusammenhänge, Muster und Gesetzmäßigkeiten in bestehenden Datensätzen zu erkennen und auf Basis derer Vorhersagen zu treffen.(Nolting 2021, S. 55)

Das Deep Learning ist der Teilbereich des Maschinellen Lernens der ab 2010 einsetzt und dem aufgrund der aktuellen KI-Forschung auch große Aufmerksamkeit zukommt. Diese Evolutionsstufe verwendet Künstlich Neuronale Netze, um mit mehrschichtigen Netzwerken, Zusammenhänge aufzudecken, die in einfachen KI-Algorithmen des Maschinellen Lernens verborgen bleiben. Die neuronalen Netze sind an das menschliche Gehirn angelehnt, um aus überaus großen Datensätzen, Prognosen zu bilden und Entscheidungen abzuleiten. Das menschliche Eingreifen und Aufwand, um das Künstlich Neuronal Netz zu trainieren, entfällt in diesem Ansatz, da das Training weitestgehend automatisch abläuft.(Cole 2020, S. 41)

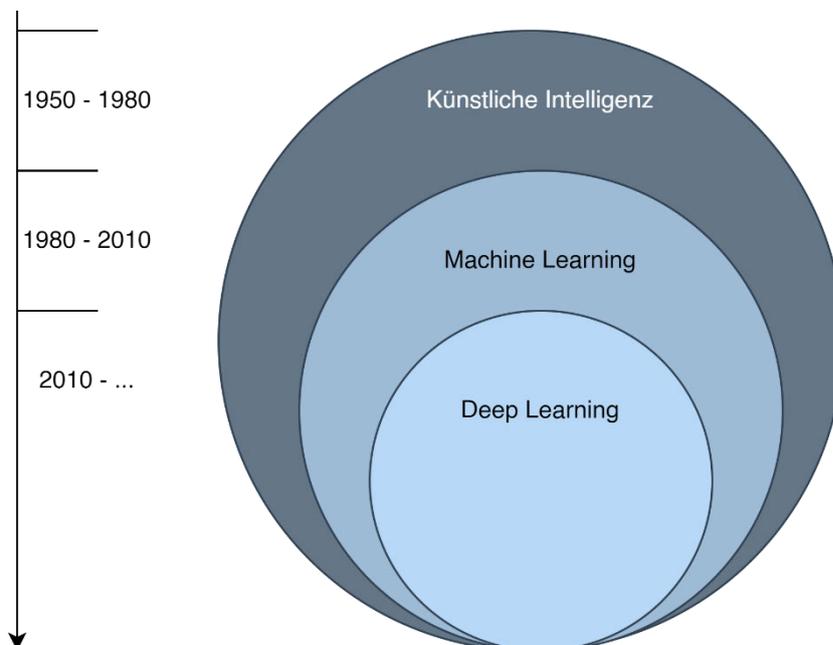


Abbildung 5 Evolutionsstufen der KI (Cole 2020, S. 40)

3.3 Verfahren des maschinellen Lernens: Supervised L., Unsupervised L., Deep L. und Reinforcement L.

Überwachtes maschinelles Lernen (engl. „Supervised Learning“)

Beim sogenannten überwachten maschinellen Lernen werden Inputs gemäß ihrer Zielmerkmale mit Label durch Programmierer ausgezeichnet, um fortan die Input/Output-Zusammenhänge korrekt vorherzusagen. Der KI-Algorithmus entwickelt auf Grundlage der mit Label definierten Trainingsdaten eine Funktion als Hypothese, auf deren Basis für unbekannte Daten der Wert für das Zielmerkmal, folglich den korrekten Output, bestimmt wird. Diese Systeme reagieren nach festen Regeln, die das Verhaltensmuster der KI-Systeme mit expliziten Vorgaben determinieren, wodurch diese KI-Systeme für den Anwender nachvollziehbar werden. (Aufderheide et al. 2020, S. 118) Wenn das Zielmerkmal um ein numerisches Attribut, dann handelt es sich um eine Regression. Hingegen werden Zielmerkmale mit endlichen Wertmengen als Klassifikation oder Klassifizierung benannt. Die meisten personenbezogenen Entscheidungen wie Risikoprognosen, sind Klassifikationen und werden auf Grundlage von Individuen mit ähnlichen Merkmalen bestimmt. Um die Güte des entwickelten KI-Algorithmus zu überprüfen, werden Tests mit Testdaten durchgeführt, die sich von den Trainingsdaten differenzieren.

Nichtüberwachtes maschinelles Lernen (engl. „Unsupervised Learning“)

Beim „Unsupervised Learning“ erkennt der KI-Algorithmus ohne die Zugabe von Label bestimmte Muster, daher werden diese Systeme auch als autonome Systeme verstanden. (Aufderheide et al. 2020, S. 118) Der Unterschied zum überwachten maschinellen Lernen ist, dass die Daten keine vorgegebene Klassifikation erfahren und nicht in Kategorien zugeordnet werden. Der KI-Algorithmus entdeckt autonom Muster und Zusammenhänge in dem Trainingsdatenset. Dadurch entfällt die menschliche Klassifikation, die bei Voreingenommenheit oder menschlichen Fehlern in der Datenaufbereitung, zu Fehlern in der Modellbildung führen könnten. Auch in wirtschaftlicher Hinsicht ist die Modellbildung mit ungelabelten Daten kostengünstiger und mit Zeiteinsparung verbunden, die andernfalls für das aufwendige menschliche Labeln erforderlich wären.

Tiefes Lernen (engl. „Deep Learning“)

Das Deep Learning ist eine weitere Ausprägung des maschinellen Lernens und wird durch künstlich neuronale Netze (KNN) realisiert. Die Morphologie des menschlichen Nervensystems, mit Form, Aufbau und Gestalt, sind den Neuronen nachempfunden und werden künstlich nachgebildet. Das KI-Modell wird dadurch in die Lage versetzt, in bestehenden Daten, Zusammenhänge und Muster zu erkennen und diese auf neue Daten

anzuwenden. Je umfangreicher das Datensätze sind, desto qualitativ hochwertiger wird das entstehende KI-System werden und bessere Ergebnisse erzielen, aufgrund der repetitiven Rechengänge. Die KNN sind so weit entwickelt, dass sie sogar subtile Zusammenhänge in Datensätzen erkennen, die für den „menschliche Auge“ nicht vorhersehbar sind und damit untergehen könnten, wenngleich der Mensch Kenntnis der zugrundeliegenden Daten hat. Beim Deep Learning ist eine konkrete Ausgestaltung des neuronalen Netzes zwischen der Input-Schicht (engl. „Input Layer“) und Output-Schicht (engl. „Output-Layer“) mit einer definierten Anzahl an sogenannten „Hidden Layers“, den versteckten Schichten gegeben. In der nachstehenden Abbildung ist die schematische Darstellung Aufbau eines künstlich neuronalen Netzes abgebildet.

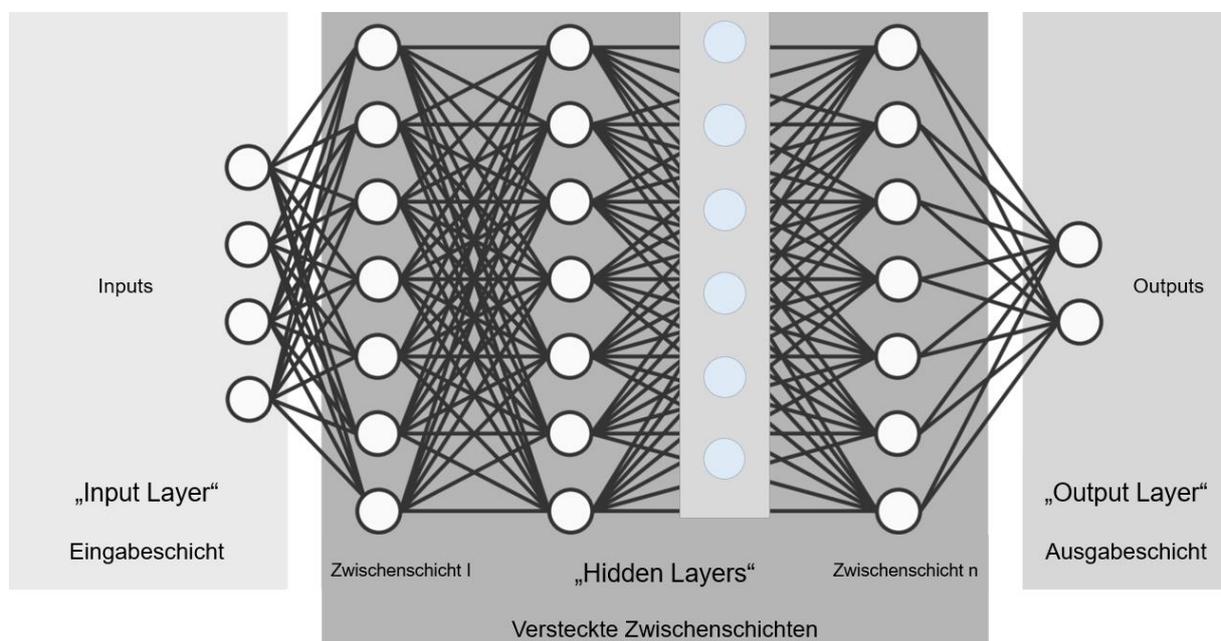


Abbildung 6 Schematische Darstellung des Aufbaus eines KNN mit n-Zwischenschichten (Aufderheide et al. 2020, S. 162)

Das Training des neuronalen Netzes beim Deep Learning bewirkt eine Optimierung der Gewichtskoeffizienten, die in der Ursprungslage noch zufällig gesetzt sind. (Steinbach 2021a, S. 59) Die Schwachstelle für den Nutzer im Zusammenhang mit Deep Learning, ist das intransparente Zustandekommen des Outputs, also ein Transparenzdefizit, da die Anzahl der Parameter und Verknüpfungen zwischen den Elementen des KNN zu hoch ist und weiterhin die Optimierung der Gewichtskoeffizienten dynamisch ist, womit eine Überprüfbarkeit nicht durchführbar ist. Die Komplexität der mathematischen Berechnungsvorschriften sind derart, dass das Nachvollziehen der Ergebnisse eine erhebliche Schwierigkeit darstellt und die Kontrolle über die Bestimmung der Resultate unweigerlich dem KI-System obliegt. Unter menschlichen Maßstäben ist. Unter diesen Gesichtspunkten wird auch von einer Black Box gesprochen. Es ist möglich die in einem autonomen System stattfindenden komplexen, mathematischen Berechnungen, durch Anpassung des Modells sichtbar und damit auch

anschaulich zu machen. In diesem Fall wird entwickelt sich die Black Box zu einer White Box. In diesem Zusammenhang wird die KI erklärbar, es ist dann die Rede von Explainable AI (XAI). (Aufderheide et al. 2020, S. 120)

Verstärkendes Lernen (engl. Reinforcement Learning)

Das verstärkende Lernen ist eine Alternative zum nichtüberwachten maschinellen Lernen, da auch hier keine Trainingsdaten verfügbar sind. Der intelligente Algorithmus, bildet das Lernmuster aus der Natur nach. Durch die Interaktion mit der Umwelt ist in der Lernphase iterativ durch Versuch-und-Irrtum (engl. „Trial-and-Error“) ein optimaler Lösungsweg herauszufinden. Das Reinforcement-Learning-System fördert mit Belohnungen gute Ansätze und sanktioniert, also bestraft tendenziell erfolglose Entscheidungen. Die positive wie auch negative Verstärkung bildet ein Wesensmerkmal des erfolgreichen verstärkenden Lernens. (Nolting 2021, S. 98)

1.1 Intelligenzarten der KI: Schwache KI – Starke KI – Superintelligenz

Im Folgenden wird die Intelligenz in die verschiedene Intelligenzarten differenziert. Es lassen sich drei entscheidende Gattungen definieren, basierend auf den Fähigkeiten der

Schwache KI

Die schwache Intelligenz ist in der englischen Literatur auch als „Weak AI“ oder „Narrow AI“ wiederzufinden. Hiermit wird jene Künstliche Intelligenz bezeichnet, die sich auf die Lösung eines einzelnen, spezifischen Problems oder einer kleinen, begrenzten Anzahl von Problemen beschränkt. Beispiele sind etwa virtuelle Sprachassistenten, autonome Fahrzeuge, Industrieroboter oder etwa das KI-System DeepBlue. (Ravindran 2022, S. 51) Solche KI ist in der Lage, eine bestimmte Aufgabenstellung mustergültig und brillant zu lösen, sind aber in ihrer Fähigkeit Probleme zu lösen streng limitiert. Sie ist heutzutage allgegenwärtig und die einzige Gattung der KI, die erreicht wurde.

Starke Intelligenz

Die starke Intelligenz, im englischen Sprachraum auch als „Strong AI“ oder „General AI“, bezeichnet die Gattung, die in der Lage sind, vielschichtige Probleme in vielen, recht unterschiedlichen Bereichen zu lösen. Die starke Intelligenz erreicht das intellektuelle Intelligenz-Niveau des Menschen und kann diese sogar übertreffen. Diese Intelligenzgattung wäre in der Lage wie der Mensch abstrakt zu denken, komplexe Ideen zu verstehen, Voraus zu denken und zu lernen, mit der natürlichen Sprache zu kommunizieren und jegliche Probleme zu lösen. (Cole 2020, S. 35) Die starke Intelligenz ist in der Lage die mentalen Fähigkeiten und Funktionen des menschlichen Gehirns nachzuahmen und auf vielen oder gar

allen Gebieten ebenbürtige Leistungen zu erreichen. Zum gegenwärtigen Zeitpunkt ist die starke Intelligenz noch in der Science-Fiction vorzufinden. Die Wissenschaft ist noch mehrere Jahrzehnte entfernt von der Erreichung dieser Intelligenzart. Eine optimistische Prognose vom britisch-australischen Informatikers Toby Walsh und Experten auf dem Gebiet der KI, geht von dem Jahr 2062 aus, in dem die KI-Forschung die starke Intelligenz entwickelt haben wird.

Superintelligenz

Die künstliche Superintelligenz ist eine der menschlichen Intelligenz in jeglicher Hinsicht, wie bspw. den kognitiven, sozialen und kreativen Fähigkeiten und Fertigkeiten, überlegende Intelligenz. Die Intelligenzgattung ist daher auch als „superhuman intelligence“, also übermenschliche Intelligenz bekannt. Die KI-Forscher nehmen an, dass die KI langfristig durch ihre Selbstlernfähigkeit eine kritische Erkenntnismasse, ohne weitere externe Unterstützung durch den Menschen, überschreiten wird. In der folgenden Abbildung ist die Entwicklung zu einer Intelligenzexplosion anschaulich aufgezeigt.

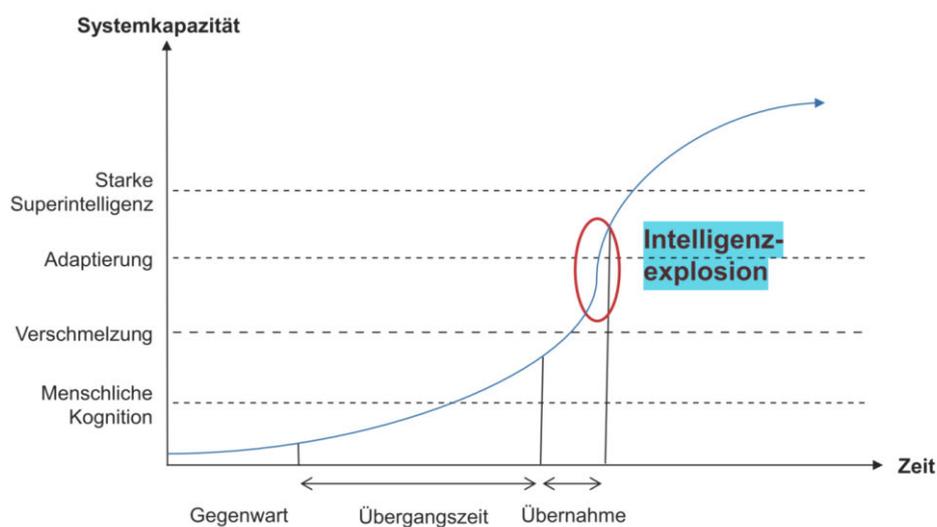


Abbildung 7 Entwicklung zu einer Intelligenzexplosion (Kreutzer 2019, S. 21)

Mit vorhandenen Erfahrungsdaten, der eigene Wahrnehmung und Schlussfolgerungen wird die Wissensbasis stetig erweitert und vervollkommen. Dies hat in letzter Instanz eine Intelligenzexplosion zur Folge, die das Zeitalter der Superintelligenz einführt.

Die im geschichtlichen Überblick dargestellten Meilensteine der Künstlichen Intelligenz, zeigen das Bestreben von Wissenschaftlern, Maschinen und intelligente Systeme nach eigenem Ebenbild zu erschaffen. Die laufenden Bemühungen haben zum Ziel, nicht nur die menschliche Intelligenz zu imitieren, sondern auch zu übertreffen. Die Künstliche Superintelligenz (Artificial Superintelligenz, ASI) liegt zwar noch in der Science-Fiction. Dennoch zeigen insbesondere rasante Entwicklungen im Bereich des Quantencomputing, dass erhebliche Fortschritte möglich sind.

3.4 Teildisziplinen der KI

Die KI-Systeme können mittels Sensorik (Wahrnehmung) und Aktuatorik (Bewegung) in die Lage versetzt werden, mit maschinellen Systemen zu interagieren und Informationen zu teilen und zu empfangen. Zudem ermöglicht das KI-System die Transformation von Informationen und die Fähigkeit die Komplexität zu reduzieren, um bei der intelligenten Problemlösung mit technisch fundierten Informationen Entscheidungen zu bestimmen. Kennzeichnend sind steigende Rechenfähigkeit und ein große Speichervolumen, dass die Speicherung und Archivierung der Daten sicherstellen. In der nachfolgenden Abbildung die Teildisziplinen der Künstlichen Intelligenz illustriert.

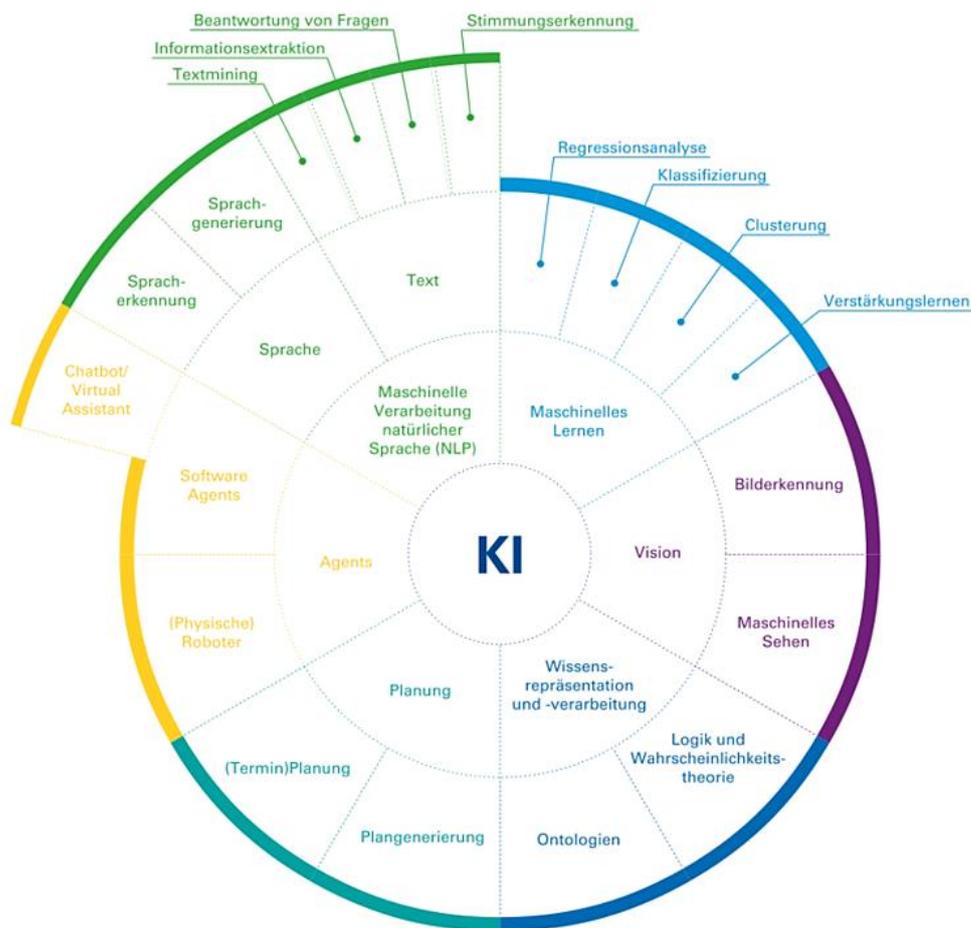


Abbildung 8 Teildisziplinen der Künstlichen Intelligenz (von der Gracht et al. 2018, S. 14)

Das Natural Language Processing behandelt die Verarbeitung natürlicher Sprache, z.B. bei digitalen Assistenten, wie Apple Siri oder Amazon Alexa.

Das Maschinelle Lernen beinhaltet mathematische Verfahren, um Vorhersagen zu treffen, wie z.B. zur Klassifikation von Spam-E-mails.

Die Wissensverarbeitung und -repräsentation (engl. „Knowledge Representation“) befasst sich mit der Modellierung von Wissen und der Aufstellung von Prognosen, Entscheidungsfindung und der Aufstellung von Prognosen.

Das KI-Teilgebiet „Planung“ widmet sich der Handlungsschritten zur Erfüllung von Zielen.

Das KI-Teilgebiet „Agenten“ verbindet Komponenten von anderen KI-Teilgebieten, wie Computervision, Natürliche Sprachverarbeitung, Maschinelles Lernen, etc. um beispielsweise physische Roboter oder das autonome Fahren zu ermöglichen.

3.5 Anwendungsbereiche der KI in der Produktion

Die Anwendungsbereiche der KI sind sehr vielfältig, da sie sowohl in den Endprodukten als auch in den Dienstleistungen wiederfinden können. Die KI ist neben dem großem Automatisierungspotential und Optimierungspotential innerhalb von Unternehmen sehr attraktiv. So lassen sich z.B. Ressourcenallokation ermitteln, darin fällt die automatisierte Zuteilung von beschränkten Ressourcen unter Berücksichtigung von festen, vorgegebenen Bedingungen. Hierunter finden sich auch KI-Prozessoptimierungen, beispielsweise für die Fertigungs- und Kapazitätsplanung, Qualitätskontrollen und Risikominimierung. (Seifert et al. 2018, S. 16)

1. Design und Produktentwicklung: Durch den Einsatz von KI-Systemen in der Produktentwicklung hat sich das Verfahren des Generative Designs gebildet, das zu Verbesserungen in der Designtechnik und Produktentwicklung geführt haben. Auf Grundlage der Funktions- und Leistungsanforderungen, wie auch der Produktmerkmale und der realen Designspezifikationen, z.B. Materialien, Größe, Gewicht, Festigkeit, Herstellungsverfahren, Kostenbeschränkungen und Zeit, können zahlreiche Varianten im generischen Designverfahren erzeugt werden. Hersteller wenden nicht mehr durch die Verwendung des Generativen Designs oft neuartige Produktlösungen, die nicht mehr durch die Erfahrung und Kreativität der Konstrukteure begrenzt sind. Insbesondere in Kombination mit additiven Fertigungsverfahren, können unverwechselbare Produktlösungen mit oftmals großen Gewichtsreduzierungen entstehen. Die Hersteller können hiermit die Herstellung auf Losgröße 1, d.h. von Sonderanfertigungen und Einzelstücken (engl. „Mass Customization“) realisieren, indem die Hersteller die Produkte nach den Anforderungen, Vorlieben und genauen Spezifikationen nach der Vorstellung ihrer Kunden fertigen.

2. Qualitätskontrolle und -sicherung: Die Qualitätskontrollen in der Produktion können von KI-Systemen durchgeführt werden. Hierdurch lassen sich Produktions- und Fertigungsfehler automatisiert bestimmen, wodurch Anomalien frühzeitig erkannt, Ausschuss reduziert und schwerwiegendere, potenzielle Rückrufe verhindert werden können. KI-Systeme werden dafür mit hochauflösenden Smart-Kameras ausgestattet mit geringen Latenzzeiten ausgestattet, die

mit sehr hohen Geschwindigkeiten Produkte qualitativ überprüfen. Die Verbesserung in der Fertigung führt zu einer Verringerung von Ausschussraten und verursacht niedrigere Prüfkosten. (Seifert et al. 2018, S. 16) Insbesondere in der Automobil-, Luftfahrt- und Pharmaindustrie, in denen strenge gesetzliche Vorgaben erfüllt und hohe Qualitätsstandards erreicht werden müssen, ist der Einsatz von KI-Qualitätssystemen vorteilhaft und zukunftssicher.

3. Instandhaltung: Der Einsatz von KI-Systemen im Rahmen der Wartung von Maschinen und Produktionsanlagen, kann mit der vorausschauenden Wartung (engl. „Predictive Maintenance“) realisiert werden, um nicht reaktiv, sondern proaktiv entgegenzuwirken. Auf Basis der Mess- und Produktionsdaten, einschließlich historischer Leistungsdaten, kann das KI-System vorzeitig Anomalien erkennen, Störungen vermeiden und Maschinenausfälle abwenden. Dadurch lassen sich Arbeits- und Materialkosten einsparen.

4. Logistik und Optimierung der Lieferkette: Die heutigen Lieferketten sind komplexe Netzwerke, die sich über den gesamten Globus, über verschiedene Standorte und Zeitzonen erstrecken. Angesichts der zunehmenden Komplexität der Lieferketten ist der Einsatz von KI- und ML-Systemen vorteilhaft, weil die Planung, Entscheidungsfindung, Beschaffungskoordination und Bestandsoptimierung verbessert und eine Echtzeit-Transparenz in der Lieferkette ermöglicht wird. Zudem können Hersteller Nachfrageprognosen basierend auf KI bestimmen. Außerdem lassen sich Verfallsdaten sensibler Produkte überprüfen, Lieferpläne verwalten und pünktliche Lieferungen an die Kunden garantieren realisieren, das stärkt das Vertrauen, sodass sich die Kunden auf den Hersteller verlassen.

5. Kollaborative und kontextsensitive Robotik: Durch den Einsatz von kollaborativen und kontextabhängigen Robotern, sogenannten „Cobots“, werden in arbeitsintensiven Bereichen der Produktionsdurchsatz signifikant verbessert.

6. Autonomes Fahren: Auch das autonome Fahren und im Speziellen die fahrerlosen Transportsysteme zeichnen sich durch hohe Potenziale in der Intralogistik im produzierenden Gewerbe aus.

3.6 Regulierung der KI

Die Einführung von neuen Technologien birgt neben Chancen auch Risiken. Im Bezug auf die Einführung von KI-Systemen haben private Anwender die Befürchtung, aufgrund der Informationsasymmetrien ihre Sicherheit zu verlieren und ihre Rechte, insbesondere ihre Grundrechte, nicht mehr wahrnehmen zu können. Die EU-Kommission hat vor diesem Hintergrund sieben Kernanforderungen aufgestellt, die ein KI-System erfüllen muss, um als vertrauenswürdig eingeschätzt zu werden. (Mockenhaupt 2021, S. 70 ff.)

Anforderungen an eine Vertrauenswürdige KI

1. Vorrang menschlichen Handelns und menschlicher Aufsicht

Die erste Kernanforderung stellt den Menschen in den Vordergrund. Der Mensch soll interaktiv eingebunden sein, die KI-Systeme überprüfen und kontrollieren können und über die Gesamtsteuerung verfügen.

2. Technische Robustheit und Sicherheit

Die zweite Kernanforderung fordert vom KI-System Fehlertoleranz. Zudem soll die KI gegenüber subtilen Manipulationsversuchen sicher sein. Im Fall von technischen Problemen soll das System tragbar sein, d.h. mithilfe der Rückfallstrategie ein Totalabsturz verhindern. Zuletzt soll das KI-System fortlaufend die Risiken klären und bewerten.

3. Privatsphäre und Datenqualitätsmanagement

Die dritte Kernanforderung bezieht sich auf den Schutz von Daten, insbesondere den personenbezogenen Datenschutz. Daher ist eine feste Regelung gegeben für den Zugang zu den sensiblen Daten. Die Integrität der Daten soll geschützt werden. Um eine hohe Güte der Daten zu gewährleisten, sind Ungenauigkeiten und Verzerrungen zu beheben.

4. Transparenz

Die vierte Kernanforderung verlangt, dass sich KI-Systeme als solche kenntlich sind mit allen einhergehenden Verantwortlichkeiten. Die Entscheidungen und Entscheidungsprozesse sind transparent und rückverfolgbar, somit arbeiten die KI-Systeme nicht mehr als Black Box, sondern als White Box. Zudem muss der Entscheidungsalgorithmus leicht zugänglich und verständlich sein, und protokolliert und archiviert werden.

5. Vielfalt, Nichtdiskriminierung und Fairness

Die fünfte Kernanforderung empfiehlt, dass vielfältig zusammengesetzte Entwurfsteams die KI-Systeme entwickeln. Die Entwurfsteams sollen auf die Übernahme historischer Daten verzichten, die zu Bias, also Verzerrungen führen, die eine direkte oder indirekte

Diskriminierung zur Folge hätten. Bei der Entwicklung sind die Betroffenen und Bürger zu beteiligen, die über den gesamten Produktlebenszyklus betroffen sind.

6. Gesellschaftliches und ökologisches Wohlergehen

Die sechste Kernanforderung verlangt die Berücksichtigung der sozialen Auswirkung, überdies die Auswirkungen auf die Umwelt aus gesamtgesellschaftlicher Sicht. Außerdem sind die Zusammenhänge mit demokratischen Prozessen sorgfältig zu prüfen, insbesondere im Hinblick auf Meinungsbildung, Wahlen und politischen Entscheidungsprozessen.

7. Rechenschaftspflicht

Die siebte Kernanforderung betrifft die Regelung über die Verantwortlichkeiten der KI-Systeme, sowie der Ergebnisse vor und nach der Umsetzung. Bei sicherheitskritischen KI-Anwendungen sind externe Nachprüfbarkeiten vorhanden. Die Kernanforderung verlangt ein methodisches Vorgehen, bei notwendigen Kompromissen und eine Folgeabschätzung.

Die Kernanforderung 3 hingegen ist durch die DSGVO geschützt: Die Verarbeitung von sensiblen, personenbezogenen Daten im Unternehmen, ist laut DSGVO grundsätzlich verboten. Nach Art. 4 Nr. 1 der DSGVO fallen darunter alle Daten, die direkt oder indirekt, insbesondere unter Zuordnung von (online) Kennungen oder Kennnummern, unter Verwendung von Standortdaten auf die physische, physiologische, wirtschaftliche, kulturelle oder soziale Identität einer natürlichen Person schließen lassen. Nur unter bestimmten Voraussetzungen kann die Verarbeitung dieser sensiblen Daten erfolgen, sofern zum Schutz der Rechte und Interessen der Betroffenen, Rückschlüsse auf die Person ausgeblendet werden. Das heißt, dass eine Zuordnung auf eine Person nicht möglich ist, da die Vielzahl der aufgenommenen Variablen auch bei einer Kombination von Variablen nicht mit geschützten Attributen korrelieren können. Durch die Pseudonymisierung kann der konkrete Personenbezug aufgelöst werden, indem ein Kennzeichen, hinter dem sich die jeweilige natürliche Person verbirgt, getrennt aufbewahrt wird.

Ein weiteres Mittel der Nutzung ist die Verwendung anonymisierter Daten, da bei solchen Informationen die personenbezogenen Daten in einer bestimmten Weise anonymisiert sind, dass keine Identifikation mehr möglich werden kann.

Relevanz der Datenqualität

Die Qualität der Daten hat einen entscheidenden Einfluss auf die Güte von algorithmensbasierten Entscheidungen, denn die Verarbeitung der Daten kann Qualität nicht auf ein hohes, nicht vorhandenes Niveau heben. In diesem Kontext der Verarbeitung einer

Datenbasis kommt daher die Floskel zum Tragen „Garbage In – Garbage Out“. (Steinbach 2021b, S. 41)

In diesem Zusammenhang sollten einige Problemstellungen aufgegriffen werden, die wichtige Fehlerquellen für KI-Systeme darstellen:

- **Unrichtige Daten:** In diesem Fall kann es aus der Falscheingabe oder -aufnahme von Informationen resultieren, oder auf eine sehr alte und damit obsoletere Datensätze, die folglich unbrauchbar sind, weil die Informationen nicht mit der Realität übereinstimmen.
- **Mangelnde Datensätze:** Die KI-Algorithmen benötigen für eine optimierte Problemlösung einen großen Satz an Trainingsdaten, um ein System besser zu differenzieren und Schlussfolgerungen zu bestimmen. Sind die Trainingsdatensätze aber nicht umfangreich und ausreichend repräsentiert, kann die Qualität des Outputs darunter leiden und entsprechende Defizite aufweisen, weil die Fehlerquote zu hoch ist. In Modellen des maschinellen Lernens sollten daher ausreichend Trainings- und Testdaten, also eine breite Datenbasis für alle potenziellen Gruppen vorhanden sein.
- **Nichtberücksichtigung relevanter Daten:** Das ist der Fall, wenn Variablen, die für eine automatisierte Prognose relevant sind, nicht berücksichtigt werden und folglich eine Fehlbestimmung aufgrund fehlender Informationen resultieren.
- **Diskriminierungspotential:** Eine bewusste oder unterbewusste Programmierung oder Auswahl spezieller Datensätze, aufgrund von Vorurteilen oder persönlichen Sympathien, wie auch Generalisierung und Typisierung, kann zu einer Diskriminierung von Einzelpersonen oder Gruppen führen. (Nink 2021, S. 199) Bspw. sollten zur Vermeidung von potenziellen geschlechterbezogenen Diskriminierungen, Männer und Frauen an der Entwicklung der KI-Systeme beteiligen, um für die Diskriminierungsthematik zu sensibilisieren. In anderen Sachverhalten können die Entwickler entsprechend ausgewählt oder spezielle Schulungen absolviert werden.

KI-Systeme bieten den Unternehmen viele Vorteile bei der Prozessoptimierung, der Steigerung der Automatisierung und Kosteneinsparungen. Neben den Vorteilen bestehen aber auch Risiken für die teuren Produktionsanlagen. Diese können von außen gehackt oder sabotiert werden, es kann zu Diebstahl sensibler Unternehmensinformationen und Datensätzen kommen oder Menschen aufgrund eines Merkmals diskriminiert werden. Die Unternehmen können schwerwiegende, finanzielle Schäden erleiden, oder ihre Reputation verlieren. Aus diesem Grund haben Unternehmen starkes Interesse an hochwertigen und sicheren KI-Systemen. Um die genutzten KI-Systeme

4 Vorgehensmodelle zur KI-Projekte

Der digitale Wandel ist geprägt von rasanten technologischen Entwicklungen, Unbeständigkeit und einem hohen Grad an Komplexität. Die vierte industrielle Revolution ist in aller Munde mit der Digitalisierung analoger Technik, der stärkeren Vernetzung cyberphysischer Systeme und der KI, die auch bei der Lösung gesellschaftlicher und ökologischer Probleme helfen können. Um die gegenwärtigen veränderten Herausforderungen und für Unternehmen in unserer Welt zu charakterisieren, wird diese auch als VUCA-Welt bezeichnet. Das Akronym VUCA steht für: „**V**olatibility“ (deutsch: Unbeständigkeit), „**U**ncertainty“ (deutsch: Ungewissheit), „**C**omplexity“ (deutsch: Komplexität), „**A**mbiguity“ (deutsch: Mehrdeutigkeit). Unternehmen vertrauen immer mehr digitalen, intelligenten Systemen, um sich in diesem Umfeld zurechtzukommen. Doch die Einführung von KI-Projekten sind meist schwierig. Standardisierte Vorgehensmodelle geben einen Leitfaden, um erfolgreiche Projekte durchzuführen. Im folgenden Abschnitt sollen bekannte Vorgehensmodelle erläutert werden.

4.1 CRISP-DM

Das CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining) das im Jahre 1996 durch branchenübergreifende Partner entwickelt wurde, definiert sechs Schritte das das Projektteam in den verschiedenen Projektphasen sequenziell durchläuft, um ein erfolgreiches KI-Projekt zu erlangen. Im Sinne der agilen Entwicklung können verschiedene Phasen wiederholt, zusammengefasst oder sogar übersprungen werden. Die folgende Abbildung des CRISP-DM veranschaulicht das Vorgehensmodell zur Umsetzung des KI-Projekts.(Röhler und Haghi 2020, S. 35)

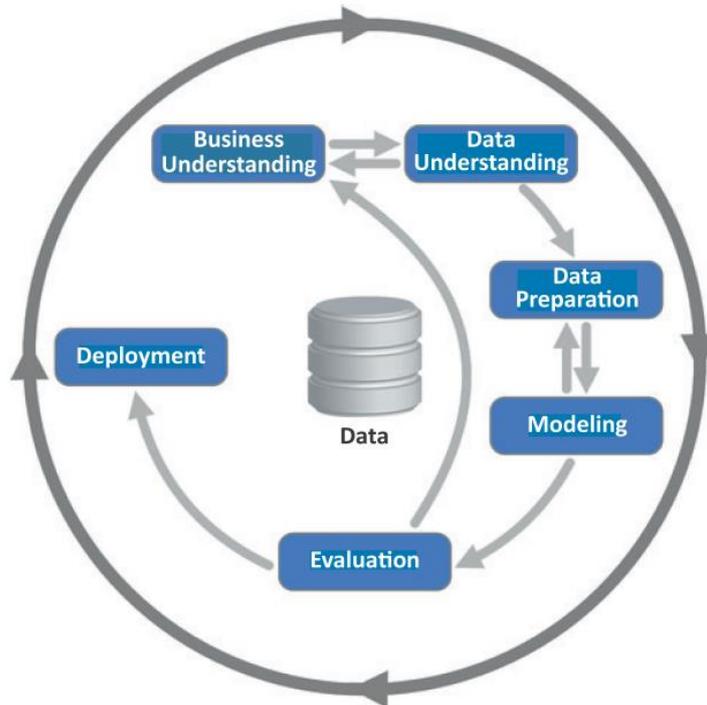


Abbildung 9 CRISP-DM - Cross-Industry Standard Process for Data Mining (Weber und Seeberg 2020, S. 16)

Phase 1 – Business Understanding: Um ein gemeinsames Geschäfts- und Projektverständnis für alle Beteiligten zu schaffen, ist ein solides Fundament erforderlich. Hierzu sind die Rahmenbedingungen, Ziele und Erfolgskriterien zu konkretisieren.

Phase 2 – Data Understanding: Im nächsten Schritt werden alle verfügbaren Daten(strukturen) und Datenquellen gesichtet und gesammelt. Prozess- und Technologie-Experten setzen ihr umfangreiches Wissen und ihre Erfahrungen ein, um die verfügbaren Daten mit vertretbarem Aufwand zu sammeln.

Phase 3 – Data Preparation: Die gesammelten Rohdaten werden abhängig von der nachfolgenden Modellierung selektiert, bereinigt und in das Zielformat formatiert. Ziel ist es, dass keine Daten mehr fehlen und von inkonsistenten Formaten bereinigt sind. Diese Phase nimmt den größten Zeitanteil des KI-Projekts ein. Datenanalysten verbringen etwa 80% ihrer Zeit in dieser Projektphase. (Nolting 2021, S. 61) Dementsprechend ist diese Phase in der Projektplanung und -vorbereitung besonders zu berücksichtigen.

Phase 4 – Modeling: In der Phase der Modellierung geht es um die Auswahl der geeigneten Algorithmen und die Erstellung von Modellen. Auf Grundlage der gesammelten und aufbereiteten Daten ist aus der Vielzahl an Algorithmen die sinnvollen und passenden Algorithmen auszuwählen, die am besten zur Bildung der Modelle geeignet sind. Oftmals werden die Parameter und Eingabedaten nachjustiert, um leichter große Informationsmengen zu verarbeiten und den angestrebten Erkenntnisgewinn abzuleiten.

Phase 5 – Evaluation: In der Auswertungsphase wird das ausgewählte Modell hinsichtlich der Anforderungen und definierten Erfolgskriterien überprüft. Wird festgestellt, dass nicht alle Aspekte zufriedenstellend erfüllt sind, kann eine erneute Schleife eingezogen werden. Erst nach erfolgreicher Überprüfung ist das Modell einsatzbereit und im Unternehmen freigegeben werden.

Phase 6 – Deployment: In der letzten Phase bringt das Projektteam das Modell in die dafür vorgesehene Anlage ein. Die Bereitstellung erfolgt im Unternehmen, nach der Freigabe der erprobten Modelle. Die geschaffene Lösung sollte benutzerfreundlich und einsatzfähig sein, um sie in bestehende Systeme zu integrieren.

4.2 PAISE®

PAISE ist ein Akronym und steht für „Process Modell for AI Systems Engineering“, das Vorgehensmodell für KI-Projekte, das im Kompetenzzentrum für KI-Engineering insbesondere für Anwendungen im Bereich der Produktion entwickelt wurde. In der nachfolgenden schematischen Abbildung kann das Vorgehensmodell erfasst werden.

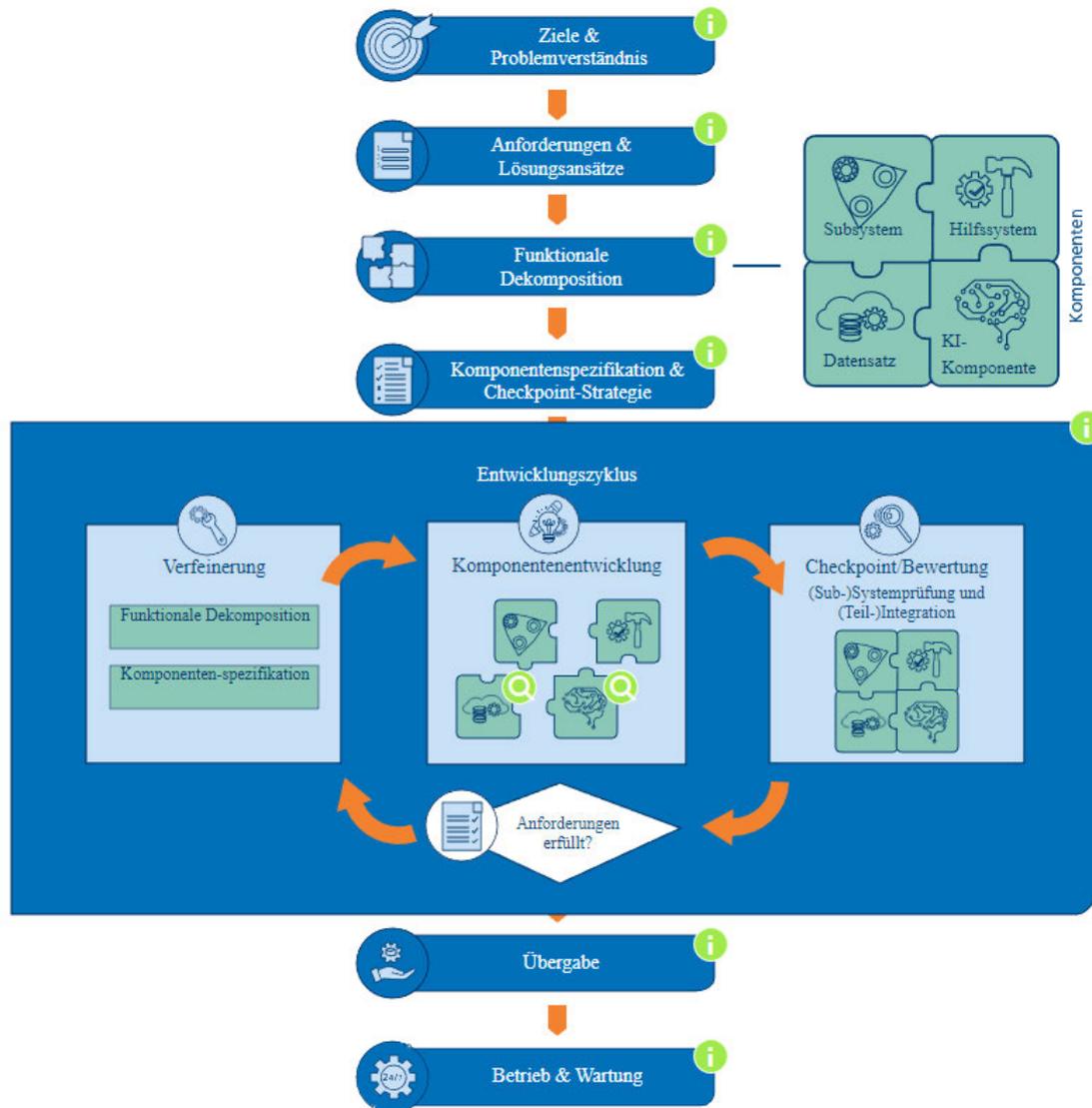


Abbildung 10 Das PAISE®-Vorgehensmodell (Hasterok et al. 2021, S. 7)

In der ersten Phase „Ziele und Problemverständnis“ werden die Ziele definiert, die mit KI-Projekt verfolgt und erreicht werden sollen. Aufgrund der hohen Komplexität solcher Vorhaben, wird ein Problemverständnis für alle Beteiligten ausgebaut und präzisiert.

In der zweiten Phase „Anforderungen und Lösungsansatz“ werden aus den Anfangsideen mögliche Lösungsansätze auf der High-Level-Ebene, mit hohem Abstraktionsgrad, entwickelt. In diesem Stadium können sich gleich mehrere Lösungsansätze ergeben, welche bezüglich ihrer Realisierbarkeit bewertet werden können. Ein besonderes Augenmerk ist auf die Anforderungen aus den gesetzlichen Regulierungen zu legen.

In der dritten Phase „Funktionale Dekomposition“ werden die definierten Funktionen, resultierend aus den Anforderungen an das Gesamtsystem, auf die Subsysteme heruntergebrochen. Daneben werden Hilfssysteme spezifiziert, die zwar nicht in das

Endprodukt miteinfließen, aber bei dessen Entwicklung notwendig sind. Die betrachteten KI-Komponenten fungieren als Datenquelle, da diese verschiedenen Informationen aus den Energie-, Informations-, Kraft- und Materialflüssen in den Hilfs- und Subsystemen sammeln, und in Datenbanken ablegen.

In der vierten Phase der „Dokumentenspezifikation und Checkpoint-Strategie“ wird auf Grundlage der Anforderungen an das Gesamtsystem, potenzielle komponentenspezifische Lösungsansätze erwägt und eine erste Version der Komponentenspezifikation erstellt. Die sogenannte Checkpoint-Strategie dient der Synchronisation des Entwicklungsstand aller KI-Komponenten, wie auch der Prüfung des Zusammenspiels aller Subsysteme innerhalb des großen Gesamtsystems. Mit Verifizierungs- und Validierungstests wird überprüft, ob die Anforderungen an das Gesamtsystem erfüllt werden.

In der fünften Phase „Entwicklungszyklus“ erfolgt in iterativen Schritten eine Verfeinerung, Kompetenzentwicklung und die Bewertung der Fortschritte in einem Checkpoint. Die jeweiligen Ansätze zur Komponentenspezifikation werden im Entwicklungszyklus stetig detaillierter weiterentwickelt und veredelt, wenn nötig mit anderen Lösungsansätzen variiert. In späteren Entwicklungszyklen sollte nur noch die detaillierte Ausarbeitung erfolgen, um den gewünschten Reifegrad stetig zu erhöhen. In der Checkpoint-Bewertung werden die Integrationstest für die Einzelkomponenten im Gesamtsystem validiert und verifiziert.

In der sechsten Phase der „Übergabe“ wird schließlich das fertig entwickelte Produkt vom Entwicklungsteam an die organisatorische Einheit übertragen.

Die letzte Phase „Betrieb und Wartung“ werden von den Anwendern realisiert, die anhand von einem definierten Service- und Wartungskonzept mithilfe der Dokumentation, sowie Betriebs- und Wartungshinweisen die Fehleranfälligkeit von ML-Modellen durch gezieltes Nachtrainieren minimiert und den fortlaufenden Betrieb sicherstellt.

4.3 Zusammensetzung von Teams für KI-Projekte

Die Zusammensetzung des Teams für die Einführung von KI-Projekten hat einen besonders hohen Stellenwert, um die KI-Implementierung erfolgreich abzuschließen. (Hasterok et al. 2021, S. 28–29)

Die Projektleitung organisiert und strukturiert das Projekt in der Weise, dass alle für die Erreichung der Ziele benötigten Ressourcen frei gemacht werden. Die leitenden Personen vergewissern sich, dass eine zweckmäßige Einteilung der Teams, wie auch aller Zuständigkeiten ordnungsgemäß planmäßig erfolgt ist. Außerdem stellt die Projektleitung sicher, dass nur die bereitgestellten Kommunikationskanäle verwendet werden, um Redundanzen zu vermeiden.

Die KI-Experten erstellen auf Grundlage der Anforderungen und Ziele datengetriebene Modelle validieren und verifizieren diese. Neben ihrem fachspezifischen Wissen verfügen Sie über grundlegendes Verständnis und Kenntnisse in den Fertigungsprozessen, um die allgemeinen Zusammenhänge, die den Daten zugrunde liegen, zu verstehen.

Den Anwendern und Bedienern kommt eine beratende Funktion zu. Sie beraten die KI-Experten geradeheraus und aufrichtig über Praxisauglichkeit der KI-Anwendungen, um frühzeitig im Entwicklungsprozess, Verbesserungen und Veränderungen vorzunehmen. Sie schätzen als Akteure mit ihrem Erfahrungsschatz am besten ein, was die möglichen Trugschlüsse der KI-Experten sind und welche Mängel die Vorversionen der Anwendungen noch vorweisen.

Die Experten für die IT-Infrastruktur erstellen die für die KI-Anwendung erforderliche IT-Architektur wie die geforderten Rechenressourcen, Kommunikationskanäle sowie der notwendigen Schnittstellen.

Die Automatisierungingenieure sind verantwortlich für die Umsetzung der in der KI-Software generierten Befehle. Sie besitzen die Expertise und das Fachwissen, um Veränderungen in der Actorik vorzunehmen, damit die durch die KI-Komponenten getroffenen Entscheidungen an die Prozesssteuerung, und infolge die Actorik weitergegeben werden.

Sicherheitsbeauftragte sind dafür zuständig, bei kritischen Systemen eine umfängliche Risikoabschätzung und -bewertung zu erstellen, und die geforderten kritischen Grenzen unbedingt einzuhalten. Damit kann selbst bei einem Ausfall, vorbeugende Maßnahmen ergriffen werden.

Die Verantwortlichen für die IT-Sicherheit haben das Ziel die Vertraulichkeit der Daten, wie auch die Integrität der Anwendung sicherzustellen. Insbesondere im Hinblick auf die Verarbeitung personenbezogener Daten muss sichergestellt werden, dass die Daten nicht für

andere Zwecke missbraucht werden, die nichts mit der KI-Anwendung gemein haben. Auch potenzielle Vulnerabilität vor Hackerangriffen werden durch die IT-Sicherheitsexperten bedacht.

Die Datenbeauftragten sind auch in der Implementierung involviert, weil sie ihre Fachmeinung und ihre Einschätzung abgeben, ob die durch die KI-Anwendung erschlossenen Informationen im Bezug auf die DSGVO einem besonderen Schutz unterliegen.

4.4 Erfolgreicher Einsatz der KI in Unternehmen

Für eine erfolgreiche Implementierung von KI-Systemen sind im Unternehmen auf drei Schlüsselbereiche zu achten: Die Strategie, klar definierte Richtlinien und Prozesse sowie die Konzentration auf die KI-Fähigkeiten und Talente. (Cole 2020, S. 164–165)

Ein Unternehmen, das einen KI-Transformationsprozess anstrebt, muss eine Strategie für die KI-Implementierung festsetzen. Da die Unternehmen verschiedenartig organisiert und äußerst unterschiedliche Unternehmenskultur pflegen, gibt es kein Patentrezept. Aus Managementperspektive sind vorab Anforderungen und Unternehmensziele zu bestimmen, die bestehenden Prozesse und Abläufe eingehend zu untersuchen, um Verbesserungsbedarf aufzudecken, die unter Umständen mit KI-Systemen gelöst werden können. Weiterhin sind Leistungsindikatoren und messbare Ziele zu definieren, um Verantwortlichen anhand dieser Größen zu beurteilen. Aus technischer Perspektive können KI-Vorhaben in der industriellen Produktion entscheidend erfolgreich umgesetzt werden, wenn die Datenflut, die durch die zunehmende Verbreitung von Sensoren und der Konnektivität entstehen, unter Kontrolle gebracht wird. Die Roh- und Metadaten müssen von hoher Qualität und konsistent sein, d.h. einheitlich und vertrauenswürdig.

Im Weiteren geht es um klar definierte Richtlinien, die die Beteiligten verinnerlichen müssen. Durch den Einsatz einer neuen Technologie, verändern sich Prozesse. Damit einhergehend sind neue Rollen und Verantwortlichkeiten, sowie Kommunikationsstrukturen und das Berichtswesen notwendig. Die neue Rollenverteilung und Veränderungen in den Prozessen sind vorweg festzulegen und Beteiligten klar zu unterrichten. Zudem sind spezifische Richtlinien über der Erfassung, Extraktion, Organisation, Verwendung und Speicherung von Daten zu verfügen. Dadurch ist der Einstieg in die Digitalisierung durch intelligente Systeme komplikationslos und erfolgsversprechend.

Der dritte Schlüsselbereich betrifft die KI-Fähigkeiten und Talente. Die erfolgreiche Entwicklung und Einsatz von KI-Lösungen sind nur durch den qualifizierte und talentierte Data-Scientist unter Einbeziehung der Prozess- und Produktverantwortlichen möglich. Neben Fachwissen im Bereich der Daten-Wissenschaft und der uneingeschränkte Zugang zu qualitativ hochwertigen Rohdaten, müssen die Data-Scientists auch über Kenntnisse in den

Fertigungsprozessen verfügen. Diese hohen Ansprüche an die KI-Fachkräfte ist eines der größeren Hindernisse für die Implementierung von KI, wenn diese „inhouse“ stattfinden und keine externen damit vertraut werden sollen. Durch eine klare Strategie der KI-Implementierung werden die technischen Kompetenzen offengelegt, sodass auch eine Umstellung der IT-Belegschaft und der Erwerb von erforderlichen Fähigkeiten eingeplant oder die erforderlichen IT-Ressourcen in das Unternehmen akquiriert werden.

Hemmnisse und Risiken

Wenn Unternehmen beschließen KI-Systeme zu implementieren, sind Mitarbeiter oftmals negativ gegenüber der Neuerung eingestellt. Das ist ein natürlicher Schutzmechanismus und Angstreflex, weil sie die alten Gewohnheiten nicht gern ablegen. Das hängt nicht zuletzt damit zusammen, dass die Mitarbeiter vermuten, durch den erfolgreichen Einsatz von KI-Anwendungen, mit hoher Substitutionswahrscheinlichkeit, dass ihre Arbeitsstellen wegfallen könnten.

Laut der Bitkom Research 2020 Studie, befürchten durch den Einsatz von KI, 73 Prozent der Befragten eine stärkere Kontrolle der Arbeitnehmer, 65 Prozent stimmen der Aussage zu, dass der Einsatz der KI zum Abbau von Arbeitsplätzen führen wird. Die Mitarbeiter fühlen sich bedroht und wären sogar bereit dieses Unternehmensvorhaben zu sabotieren. Führungskräfte haben die Aufgabe die Ängste zu stillen und in völliger Offenheit und Transparenz aufzuklären. Nicht selten fühlen sich auch Führungskräfte von der dem Implementierungsvorhaben gestört, denn sie fürchten ihre Machtposition, ihren Status und Einfluss zu verlieren, wenn ihre organisatorischen Tätigkeiten nunmehr durch KI-Anwendungen automatisiert werden können. (Rittershaus 2020, S. 179–180) Es ist notwendig bei der Entwicklung KI-Anwendungen die Akteure miteinzubeziehen, damit kann das psychologische Phänomen „Not-invented-Here-Virus“ abgewendet werden. Die Beteiligten setzen sich aktiv mit der neuen Idee auseinander und machen relevante Praxiserfahrungen, die sie weiterbringen. Führungskräfte sind damit beauftragt offen auf ihre Mitarbeiter zuzugehen, damit sie sich der KI öffnen und neugierig sind auf die Möglichkeiten, die sich dadurch eröffnen.

Im Hinblick auf die Hürden der KI-Umsetzung in Unternehmen sind neben der oben erwähnten fehlenden Akzeptanz bei der Belegschaft zu nennen:

Kompetenzmangel und Mangel an Fachkräften, Probleme bei den Daten und der IT-Infrastruktur, Finanzielle Hemmnisse wg. zu hohen Investitionskosten, Komplexität der Thematik, Fehlender Rechtsrahmen und fehlende Standards zu benennen.

Herausforderungen und Chancen

Der Einzug von KI-Systemen in gewissen Abteilungen kann dazu führen, dass durch die starke Automatisierung große Teile des Abteilungsteams keine Arbeit mehr hat. Daraus ergibt sich

ein Umbau der Abteilung und freiwerdende Teammitglieder, die in andere Bereiche des Unternehmens gehen oder spontan im Rahmen Mitarbeiterfluktuation in andere Unternehmen abwandern. Die Mitarbeiter verlieren durch die KI-Automatisierung ihre Arbeitsplätze in der Abteilung, in denen sie monotone Routineaufgaben ausführten. Diese Mitarbeiter haben nun die Möglichkeit, in andere Aufgabenfelder geschult zu werden, um andere wertschöpfende Aufgaben im Unternehmen zu übernehmen, die nicht mehr durch hohe Arbeitsbelastungen der Routinetätigkeiten geprägt sind.

Die rasanten technologische Entwicklungen, die durch die KI-Forschung und das Quantencomputing weiterhin forciert werden, müssen zu einer ständigen Neubewertung der Strategie führen.

Bei der Planung von KI-Projekten, haben Unsicherheiten einen großen Einfluss auf das Projektergebnis. Es ist daher empfehlenswert ein Verständnis für jegliche Einflussfaktoren zu gewinnen, um sie in der strategischen Planung einzuschließen.

Es bedarf ein abteilungsübergreifendes und unternehmensweites Verständnis der KI, um Widerstände in der Belegschaft abzubauen und konstruktives, kritisches Hinterfragen zuzulassen. Da die KI-Technologie nahezu alle Unternehmensbereiche tangiert. Durch den Aufbau des KI-Verständnis kann eine weite Perspektive erreicht und abseits des Tagesgeschäfts, Gedanken zu strategischen Themen gefasst werden. Daneben eröffnet das Verständnis eine offene Haltung für neue Technologien, wenn neben den Veränderungen auch die positiven Effekte in den Vordergrund treten.

4.5 Rechtliche Fragestellungen in der Unternehmenspraxis

Die Rechte am Code sollten durch die verschiedenen Parteien durch Vereinbarungen von Geschäftsgeheimnissen geschützt werden. Insbesondere sollten die jedwede relevanten Informationen, für die ein berechtigtes Interesse der Geheimhaltung besteht, in ihrer genauen Anordnung und Zusammensetzung, wie auch all ihrer einzelnen Bestandteile geschützt werden. Nur einem vorbestimmten Personenkreis beider Parteien sollten die relevanten Informationen zugänglich und durch angemessene Geheimhaltungsmaßnahmen geschützt werden. Das gilt insbesondere für die bedeutsamen Zwischenprodukte wie Programmbibliotheken, ausgeprägte Trainingsdatensätze und fertig trainierte KI-Systeme, für die ein starkes finanzielles und strategisches Interesse besteht, um einen Vorteil gegenüber den Wettbewerbern aufrechtzuerhalten. Vertraglich kann dieses festgehalten werden durch ein Verbot der unautorisierten Vervielfältigung durch einen der Vertragspartner. Bei Zuwiderhandlung kann rechtlich gegen den Vertragsbrüchigen vorgegangen werden, womit die vereinbarte und abschreckend hohe Vertragsstrafe zu entrichten ist. Damit lassen sich bei Nichtbeachtung und Übertretungen der Vertragsbedingungen, empfindliche Strafen erwirken.(Muhr 2022, S. 70) Durch geeignete technische Schutzmaßnahmen könnten die

Vertragsbrüchigkeit zwar abgeschwächt werden, gleichwohl kann dieser Schritt die stückweise Kontrolle und Zusammenarbeit abschwächen, da dem Urheber oder auch dem Nutzer eine direkte Weiterentwicklung verwehrt bleiben kann. Obendrein genießt das Schutzrecht ein hohes rechtliches Schutzniveau.

Die Nutzer können im Hinblick auf materielle Schäden, Schadensersatzansprüche und Ansprüche aus dem Produkthaftungsgesetz (ProdHaftG) im Rahmen der deliktischen Produzentenhaftung geltend machen. (Aufderheide et al. 2020, S. 120) In diesem Fall unterliegt das KI-System, als Teil eines Produktes dem Produkthaftungsrechts. Das KI-System muss einen nachweislichen Fehler aufweisen, welcher im geringeren Fall zu einer Schädigung einer fremden Sache führt oder in einem schwerwiegenderen Fall zu einer Verletzung der Gesundheit, des Körpers oder ferner des Lebens führt (§ 2 ProdHaftG). Für den Schaden können neben Hersteller und Inverkehrbringer auch Dritte haftbar gemacht werden, wenn diese z.B. die Trainingsdatensätze für KI-Systeme liefern. Als Hersteller gelten nach dem § 4 ProdHaftG, wer sich als Hersteller als eines Teil- oder Endproduktes ausgibt, und den Unternehmensnamen oder die Marke („Branding“) anbringt, wie auch der die Person, als Importeur und Vertriebler. Die Schwierigkeit besteht lediglich in der Beweispflicht, da der Anwender nachweisen muss, dass es schon bei der Auslieferung des KI-Systems einen Fehler auf Seiten der Programmierung vorweist. Ferner kann ein Instruktionsfehler geltend gemacht werden, wenn der Hersteller unzureichend über die Art und Weise der Verwendung des KI-Systems und den damit verbundenen möglichen Gefahren unzureichend aufklärt. (Aufderheide et al. 2020, S. 121–122) Bei autonomen Systemen soll sichergestellt werden, dass mit einem höheren oder mehr noch vollautomatisierten System die Risiken geringer sind als bei der herkömmlichen Steuerung durch Menschen. Andernfalls kann per se damit gerechnet werden mehr Schäden mit der Einbringung des Algorithmus zu verursachen als vor dem Einsatz. Der Entwurf der KI-Grundverordnung sieht vor, dass Hersteller und Inverkehrbringer in der Regel eine Haftungsteilung von 75% Hersteller und 25% Inverkehrbringer haben. Ferner könnten auch zertifizierende Stellen wie technische Prüfororganisationen für die entstehenden Schäden hinzugezogen werden, wenn diese eine Zertifizierung des KI-Systems vorgenommen und keine technischen Mängel gefunden haben.

Es bleibt abzuwarten, dass der deutsche Gesetzgeber die Aktivitäten der europäischen Verordnungsgebers beachtet und anstelle der lediglich „weichen“ Ethik-Richtlinien, in die „harte“ Gesetzgebung einfließen lässt.

Ab dem Zeitpunkt, ab dem das intelligente System vollständig eigene Entscheidungen trifft, welche auf dem eigenständig, weiterentwickelten KI-System entstehen und auf die der Verwender wie auch der Hersteller keinen Einfluss mehr nehmen kann, ist die rechtliche Verantwortung noch fraglich. Aus diesem Grund befasst sich das Europäische Parlament mit

diesen Fragestellungen und hat die Europäische Kommission damit beauftragt diese Problemstellung zu klären. Unter Umständen ist die Verleihung einer Rechtspersönlichkeit für KI-Systeme denkbar.

5 Zusammenfassung und Ausblick

Die Künstliche Intelligenz als Teilbereich der Informatik, versucht die menschliche Intelligenz in seiner Fülle nachzubilden. Die verwendeten Methoden geben einem technischen System die Fähigkeit, menschliches Verhalten wie das Planen, Problemlösen und Entscheidungsfindung in kürzerer Zeit, effektiver und effizienter zu bewerkstelligen.

Die KI-Systeme werden in Zukunft viele monotone und repetitive Tätigkeiten übernehmen, sodass Berufsfelder sterben können, weil die Menschen durch KI ersetzt werden, oder komplett wegfallen. Es werden auf der anderen Seite viele anspruchsvolle neue Berufsfelder im Bereich bspw. der Data-Science entstehen.

In dieser Arbeit wurden zwei Vorgehensmodelle für die Einführung von KI-Projekten vorgestellt. Für den Erfolg ist eine adäquate Teambildung mit verschiedenen Rollen und staatl. verbindlichen Regulierung notwendig, die wichtige Pfeiler für den Erfolg bilden. Anhand einer und umfangreichen Literatur- und Onlinerecherche wurde das Fundament für das Verständnis und die Hintergründe gelegt.

Die Künstliche Intelligenz wird unstrittig ein neues Kapitel der tiefgreifenden Digitalisierung aufschlagen. In diesem Zusammenhang kann die KI als disruptiver „Gamechanger“ proklamiert werden. Die meisten Unternehmen stehen noch am Anfang des Wandels, der mit der Industrie 4.0 eingeläutet wurde. Wie bei allen neuen Technologien gibt es eine Schar von Entwicklungspotentialen, die über das Erdenkliche hinausgehen. Andererseits gilt es auch die negativen Auswirkungen und Risiken hinsichtlich des Individuums und der Gesellschaft frühzeitig aufzudecken und zu thematisieren, um nicht zuletzt die Grundrechte zu bewahren. Das abschreckende Beispiel des flächendeckenden Einsatzes der KI und der Einführung von „Sozialpunktesystemen“ muss verhindert werden, um die Bevölkerung vor vollständiger Überwachung zu schützen. Der Einzug autonomer KI-Systeme in den Alltag des Menschen bedarf daher einer permanenten Begleitung mit dem Fokus auf die Datensicherheit und -souveränität. Das gelingt nur durch ein ganzheitliches Konzept, das in einem Konsens zwischen staatlichen u. wirtschaftlichen Akteuren sowie Akteuren aus der Wissenschaft und Nichtregierungsorganisationen, die sich dem Schutz der grundlegenden Menschenrechte verschrieben haben. Tiefgreifende Umbrüche durch neue Technologie erlangen bekanntlich nur dann breite Akzeptanz, wenn dieser neuen Technologie gemeinsam begegnet wird. Die kritische Haltung der Menschen aus Angst ihre Freiheiten und Sicherheiten zu verlieren sind nicht unbegründet. Mithilfe der KI wurden schon bewusst Meinungsbildung vor Wahlen betrieben oder Sozialpunktesysteme eingeführt. Die Politik muss einen Spagat machen, um gleichermaßen nicht als innovationsbremsend zu gelten, wie auch die Weiterentwicklung bestehender Systeme zu ermöglichen. Deutschland und Europa kann auf diese Weise

weiterhin ein attraktiver KI-Standort sein, die gleichermaßen die verankerten Grundrechte schützen.

Die KI kann einen wesentlichen Beitrag zur Lösung von globalen, ökologischen, ökonomischen und gesellschaftlichen Herausforderungen leisten, um etwa die Forschung in der Medizin und Pharmazie unheilbare Krankheiten zu besiegen.

Die KI wird ihre Position als die treibende Kraft der Industrie 4.0 vergrößern, indem Produktqualität und Produktivität gesteigert wird, bei gleichzeitigen Ressourceneinsparungen und umweltfreundlicherer Produktion.

Literaturverzeichnis

- Asendorpf, Jens. 2012. *Psychologie der Persönlichkeit : mit 110 Tabellen*. 5., vollst. überarb. Aufl. Hrsg. Franz J. Neyer. Berlin: Springer.
- Aufderheide, Detlef, Martin Dabrowski, und Karl Homann, Hrsg. 2020. *Digitalisierung und Künstliche Intelligenz : wirtschaftsethische und moralökonomische Perspektiven*. Berlin: Duncker & Humblot.
- Cole, Tim. 2020. *Erfolgsfaktor künstliche Intelligenz : KI in der Unternehmenspraxis: Potenziale erkennen - Entscheidungen treffen*. München: Hanser.
- Gottfredson, Linda S. 1997. Mainstream science on intelligence: An editorial with 52 signatories, history, and bibliography. *Intelligence* 24: 13–23.
- von der Gracht, Heiko et al. 2018. *Wertschöpfung neu gedacht: Von Humanoiden, KI's und Kollege Roboter*.
- Hasterok, Constanze et al. 2021. *PAISE®. Das Vorgehensmodell für KI-Engineering*.
- Imhof, Margarete. 2020. *Psychologie für Lehramtsstudierende*. 5. Auflage. Berlin: Springer.
- Kreutzer, Ralf T. 2019. *Künstliche Intelligenz verstehen : Grundlagen - Use-Cases - unternehmenseigene KI-Journey*. Hrsg. Marie Sirrenberg. Wiesbaden: Springer Gabler.
- Lohaus, Arnold. 2019. *Entwicklungspsychologie des Kindes- und Jugendalters für Bachelor*. 4., vollständig überarbeitete Auflage. Hrsg. Marc Vierhaus. Berlin: Springer.
- Mainzer, Klaus. 2019. *Künstliche Intelligenz - wann übernehmen die Maschinen? 2.*, erweiterte Auflage. Berlin: Springer.
- McCarthy, John, Marvin Minsky, Nathaniel Rochester, und Claude E. Shannon. 2006. A Proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence, August 31, 1955. *AI Magazine* 27: 12–14.
- McCulloch, Warren, und Walter Pitts. 1944. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of mathematical biophysics*, vol. 5 (1943), pp. 115–133. *Journal of Symbolic Logic* 9: 49–50.
- Mockenhaupt, Andreas. 2021. *Digitalisierung und Künstliche Intelligenz in der Produktion : Grundlagen und Anwendungen*. Wiesbaden: Springer.
- Muhr, Monika. 2022. *KI-Schöpfungen und Urheberrecht*. Hrsg. Franz Hofmann. Berlin: Duncker & Humblot.
- Nink, David. 2021. *Justiz und Algorithmen : über die Schwächen menschlicher Entscheidungsfindung und die Möglichkeiten neuer Technologien in der Rechtsprechung*. Hrsg. Mario Martini. Berlin: Duncker & Humblot.

- Nolting, Michael. 2021. *Künstliche Intelligenz in der Automobilindustrie : mit KI und Daten vom Blechbieger zum Techgiganten*. Wiesbaden: Springer Vieweg.
- Ravindran, Anton. 2022. *Will AI Dictate The Future?* Singapur: Marshall Cavendish Business.
- Rittershaus, Axel. 2020. *Führungspraxis für Ingenieure und IT-Experten : der Werkzeugkasten für effektive Führungskräfte in der IT der Zukunft*. 2., erweiterte und überarbeitete Auflage. Hrsg. Bernhard Rohleder. Wiesbaden: Springer Vieweg.
- Röhler, Marcus, und Sajedeh Haghi. 2020. *Leitfaden Künstliche Intelligenz - Potenziale und Umsetzungen im Mittelstand*. München: VDMA.
- Seifert, Inessa et al. 2018. *Potenziale der Künstlichen Intelligenz im produzierenden Gewerbe in Deutschland*. Berlin: iit-Institut für Innovation und Technik.
- Steinbach, Kathrin. 2021a. *Regulierung algorithmenbasierter Entscheidungen : grundrechtliche Argumentation im Kontext von Artikel 22 DSGVO*. Berlin: Duncker & Humblot.
- Steinbach, Kathrin. 2021b. *Regulierung algorithmenbasierter Entscheidungen : grundrechtliche Argumentation im Kontext von Artikel 22 DSGVO*. Berlin: Duncker & Humblot.
- Sternberg, Robert J. 1997. The concept of intelligence and its role in lifelong learning and success. *American Psychologist* 52: 1030–1037.
- Sternberg, Robert Jeffrey, und Scott Barry Kaufman, Hrsg. 2011. *The Cambridge handbook of intelligence*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Turing, A. M. 1950. Computing Machinery and Intelligence. *Mind* LIX: 433–460.
- Weber, Robert, und Peter Seeberg. 2020. *KI in der Industrie: Grundlagen - Anwendungen - Perspektiven*. München: Carl Hanser Verlag München.
- Wild, Elke, und Jens Möller, Hrsg. 2020. *Pädagogische Psychologie*. 3., vollständig überarbeitete und aktualisierte Auflage. Berlin: Springer.



Erklärung zur selbstständigen Bearbeitung einer Abschlussarbeit

Gemäß der Allgemeinen Prüfungs- und Studienordnung ist zusammen mit der Abschlussarbeit eine schriftliche Erklärung abzugeben, in der der Studierende bestätigt, dass die Abschlussarbeit „– bei einer Gruppenarbeit die entsprechend gekennzeichneten Teile der Arbeit [(§ 18 Abs. 1 APSO-TI-BM bzw. § 21 Abs. 1 APSO-INGI)] – ohne fremde Hilfe selbstständig verfasst und nur die angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt wurden. Wörtlich oder dem Sinn nach aus anderen Werken entnommene Stellen sind unter Angabe der Quellen kenntlich zu machen.“

Quelle: § 16 Abs. 5 APSO-TI-BM bzw. § 15 Abs. 6 APSO-INGI

Dieses Blatt, mit der folgenden Erklärung, ist nach Fertigstellung der Abschlussarbeit durch den Studierenden auszufüllen und jeweils mit Originalunterschrift als letztes Blatt in das Prüfungsexemplar der Abschlussarbeit einzubinden.

Eine unrichtig abgegebene Erklärung kann -auch nachträglich- zur Ungültigkeit des Studienabschlusses führen.

Erklärung zur selbstständigen Bearbeitung der Arbeit

Hiermit versichere ich,

Name: Cok

Vorname: Cemal G.

dass ich die vorliegende Masterarbeit bzw. bei einer Gruppenarbeit die entsprechend gekennzeichneten Teile der Arbeit – mit dem Thema:

Vorgehensweise zur Einführung von KI-Projekten

ohne fremde Hilfe selbstständig verfasst und nur die angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt habe. Wörtlich oder dem Sinn nach aus anderen Werken entnommene Stellen sind unter Angabe der Quellen kenntlich gemacht.

- die folgende Aussage ist bei Gruppenarbeiten auszufüllen und entfällt bei Einzelarbeiten -

Die Kennzeichnung der von mir erstellten und verantworteten Teile der -bitte auswählen- ist erfolgt durch:

Ort Datum Unterschrift im Original