Peter Buxmann Holger Schmidt *Hrsg.*

Künstliche Intelligenz

Mit Algorithmen zum wirtschaftlichen Erfolg

2. Auflage



Künstliche Intelligenz

Peter Buxmann • Holger Schmidt Hrsg.

Künstliche Intelligenz

Mit Algorithmen zum wirtschaftlichen Erfolg

2., aktualisierte und erweiterte Auflage



Hrsg.
Peter Buxmann
Technische Universität Darmstadt
Darmstadt, Deutschland

Holger Schmidt Technische Universität Darmstadt Darmstadt, Deutschland

ISBN 978-3-662-61793-9 ISBN 978-3-662-61794-6 (eBook) https://doi.org/10.1007/978-3-662-61794-6

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

Springer Gabler

© Springer-Verlag GmbH Deutschland, ein Teil von Springer Nature 2019, 2021

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

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

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

Springer Gabler ist ein Imprint der eingetragenen Gesellschaft Springer-Verlag GmbH, DE und ist ein Teil von Springer Nature.

Die Anschrift der Gesellschaft ist: Heidelberger Platz 3, 14197 Berlin, Germany

Vorwort zur 2. Auflage

Künstliche Intelligenz (KI) ist auf dem Weg, Wirtschaft und Gesellschaft nachhaltig zu verändern – und seit dem Erscheinen der ersten Auflage dieses Buchs haben sich die Entwicklung und Nutzung von KI-Algorithmen spürbar beschleunigt. So konnten wir in den vergangenen Jahren beobachten, wie KI in unseren Alltag eingezogen ist – beispielsweise bei der Anwendung von Sprachassistenten oder auch unbemerkt im Hintergrund während der Nutzung moderner Plattformen für Video-Konferenzen. Parallel dazu sind nicht nur die Investitionen großer Digitalkonzerne in KI gestiegen, sondern auch die Politik hat die strategische Bedeutung dieser Technologie für die Wettbewerbsfähigkeit einer Volkswirtschaft erkannt und entsprechende Förderungen zur Unterstützung der Spitzenforschung auf den Weg gebracht.

Diesen positiven Trend konnten wir auch in unserem KI-Jobmonitor beobachten, der u. a. als Frühindikator für technische Entwicklungen dient. Damit erfassen wir auf unserer Seite www.ki-business.de nahezu alle ausgeschriebenen KI-Positionen in Deutschland und können auf diese Weise erstmals zeigen, welche Qualifikationen von KI-Experten bzw. Data Scientists tatsächlich nachgefragt werden und wie groß die Lücke auf dem Arbeitsmarkt ist. Nach stetigen Zuwächsen brach die Nachfrage nach KI-Experten bzw. Data Scientists erst im zweiten Quartal dieses Jahres aufgrund der Covid-19-Pandemie ein.

Schaut man jedoch in den Alltag vieler Unternehmen, vor allem im Mittelstand, dann herrscht vielfach noch Unkenntnis über konkrete Einsatzgebiete und ökonomische Chancen der KI. Bisher bleiben viele Potenziale für digitale Geschäftsmodelle und Effizienzsteigerungen ungenutzt – obwohl den Unternehmen durchaus bewusst ist, wie sehr KI den Wettbewerb verändern kann: 28 Prozent betrachten diese Technologie als Gefahr für ihr Unternehmen und 81 Prozent sehen die großen Digitalfirmen aufgrund ihrer führenden Stellung in der KI bereits als ernst zu nehmende Konkurrenz für deutsche Kernindustrien. Deutschland könnte daher abermals in Rückstand in einem digitalen Zukunftsmarkt geraten, obwohl wir eigentlich viele Standortvorteile haben.

Als gute Methode, die sinnvollen Einsatzfelder für KI für sich zu finden, hat sich das Lernen von den Besten bewährt. In dieser zweiten Auflage zeigen daher Digitalkonzerne bzw. Softwareanbieter mit einem Blick in ihre KI-Labore die Fortschritte dieser Technologie. Zudem erklären Anwender aus den Branchen Automobil, Chemie, Finanzen, Handel

und Industrie konkrete Projekte und Einsatzgebiete, aus denen Leser wieder wertvolle Hinweise für eigene Initiativen ableiten können:

Lars Friedrich, Head of Digital Strategy & Architecture der Commerzbank AG, et al. zeigen beispielhaft potenzielle Anwendungsfelder der KI in der Finanzbranche. So verbessert ein Chatbot die Kommunikation im Wettbewerb um Kundenkontakte. Darüber hinaus gibt die Commerzbank einen Einblick in KI-Anwendungen im Bereich der Außenhandelsfinanzierung sowie im Rahmen von Wertpapiergeschäften.

Thomas Hornung, Head of Data Science der Heraeus Holding GmbH, et al., zeigen Möglichkeiten des KI-Einsatzes im Bereich Industrie 4.0. Im Rahmen einer Kooperation mit der TU Darmstadt wurde eine Lösung zur visuellen Inspektion von Industrieteilen entwickelt. Anhand dieses praktischen Anwendungsbeispiels wird deutlich, welche Chancen intelligente Systeme für die Qualitätsverbesserung und Kosteneinsparung bieten.

Eine der spannendsten Visionen für das 21. Jahrhundert ist sicher die Verbreitung elektrisch angetriebener und autonom fahrender Fahrzeuge. Der Leiter des Deep Learning Expert Centers der Volkswagen AG, Firas Lethaus und sein Team zeigen, wie diese Vision mittels leistungsfähiger KI-Algorithmen Wirklichkeit werden kann. Dass Volkswagen dabei in viele Richtungen denkt, zeigt der Einsatz von Quantencomputern, die u. a. zur Optimierung des Verkehrsflusses in Ballungsräumen eingesetzt werden.

Darüber hinaus erklären Timo Christophersen, Leiter des Bereichs Data Science der OTTO GmbH & Co KG, und sein Kollege Juri Pärn in ihrem Beitrag, wie Kundenbeziehungen im Handel durch den Einsatz von Maschinellem Lernen verbessert werden können. Ihre Machine-Learning-Anwendung ermöglicht es beispielsweise, Millionen von E-Mails zu klassifizieren. Das Kundenerlebnis wird nicht nur textuell, sondern auch visuell verbessert. Auch KI-basierte Bildverarbeitungsprogramme werden in der App von OTTO eingesetzt, damit Kunden anhand hochgeladener Bilder Produkte leichter finden können.

Aus der Perspektive der Anbieter zeigen Susanne Vollhardt, Head of Cloud Platform Product Success bei der SAP SE, et al. nicht nur spannende Einsatzfelder der KI, sondern erklären insbesondere, welche KI-Strategie den Softwarekonzern ihrer Meinung nach zum Erfolg führen wird. SAP sieht den Einsatz von Künstlicher Intelligenz dabei nicht als rein technologische Komponente, sondern nutzt ihre Prozess- und Datenexpertise, um ihren Kunden den Aufbau von datengetriebenen Geschäftsprozessen zu ermöglichen.

Stefan Sigg, Mitglied des Vorstands bei der Software AG und Maulin Gajjar et al. stellen das Thema Internet of Things ebenfalls aus der Perspektive eines Softwareanbieters in Verbindung mit der Nutzung von KI-Algorithmen vor. Die Plattform "Cumulocity IoT" nutzt diese Verbindung, um den Kunden eine nutzbare Datengrundlage – der Dreh- und Angelpunkt erfolgreicher KI-Anwendungen – zur Verfügung zu stellen.

Der Softwareanbieter Serviceware SE entwickelt Algorithmen, die ihre Kunden dabei unterstützen, ihre eigenen Services effizient durchzuführen. Darunter fallen KI-basierte Softwarelösungen wie das "Automated Ticket Routing", das bei der Klassifizierung von eingehenden Kundenanfragen unterstützt. Weshalb dieser Anwendungsfall ein Beispiel

für Supervised Learning ist und wie genau er funktioniert, zeigen Adrian Engelbrecht, der Head of AI der Serviceware SE, und die Entwicklungsleiterin Cordula Bauer et al.

Der CEO und Gründer der Empolis Information Management GmbH, Stefan Wess, zeigt in einem praktischen Beispiel aus der Versicherungsbranche, wie sich Daten für die Bewertung von Finanzrisiken gewinnen lassen und wie KI-Technologien dabei unterstützen können, die richtigen Schlüsse aus den erhobenen Daten zu ziehen.

Zudem geben Wolfgang Hildesheim, Leiter des IBM Geschäftsbereichs Watson, Data Science und Künstliche Intelligenz in Deutschland, Österreich und der Schweiz, und sein Kollege Dirk Michelsen einen Einblick in die KI-Strategie von IBM Deutschland und zeigen, welche Möglichkeiten die KI-Plattform Watson für ihre Kunden bietet. Der Digitalkonzern präsentiert nicht nur eine Vielfalt von Fallbeispielen im Bereich der KI, sondern fasst für Entscheidungsverantwortliche die zentralen Handlungsempfehlungen zur erfolgreichen Umsetzung von KI-Projekten zusammen.

Der Leiter des Geschäftsbereiches Digital Business Transformation & Künstliche Intelligenz der Microsoft Deutschland GmbH, Alexander Britz, gibt schließlich einen Überblick über verschiedene Einsatzbereiche von KI und betrachtet darüber hinaus ausgewählte gesellschaftliche Debatten im Kontext von KI aus der Perspektive eines globalen Softwareanbieters.

Wir haben die Beiträge eingebettet in eine – komplett überarbeitete – Darstellung der wichtigsten technischen und ökonomischen Aspekte der KI: Wie funktioniert KI, wie hat sie sich entwickelt, welche Auswirkungen auf Produktivität und Wettbewerbsfähigkeit sind zu erwarten und welche neuen Jobs entstehen (ohne die wegfallenden Stellen zu verharmlosen). Deutlich erweitert haben wir unsere Gedanken zu den ethischen Leitplanken, damit sich Künstliche Intelligenz in eine Richtung entwickelt, die den Menschen dient – und uns nicht in Angst und Schrecken versetzt.

Wir bedanken uns sehr herzlich für die Beiträge bei den oben genannten Autoren und Co-Autoren. Zudem danken wir Prof. Dr. Anette von Ahsen, Anne Zöll, Maren Mehler und Felix Peters von der Technischen Universität Darmstadt für ihre tolle Unterstützung und die vielen konstruktiven Anmerkungen bei der Manuskripterstellung. Schließlich bedanken wir uns bei Susanne Kramer und Dr. Niels Peter Thomas vom Springer-Gabler-Verlag für die gewohnt freundliche und unkomplizierte Zusammenarbeit.

Wir wünschen unseren Leserinnen und Lesern eine spannende und informative Lektüre.

Darmstadt, Deutschland

Peter Buxmann Holger Schmidt

Inhaltsverzeichnis

| Teil | I K | Künstliche Intelligenz als Basistechnologie des 21. Jahrhunderts | |
|------|------|--|----------|
| 1 | Gru | ndlagen der Künstlichen Intelligenz und des Maschinellen Lernens | 3 |
| | Pete | r Buxmann und Holger Schmidt | |
| | 1.1 | Die Geschichte der Künstlichen Intelligenz | 3 |
| | 1.2 | Grundlagen des Maschinellen Lernens | 7 |
| | 1.3 | Die Entwicklung einer ML-Anwendung – Vorgehen und | |
| | | Anwendungsbeispiel | 18 |
| | Lite | ratur | 22 |
| 2 | Öko | onomische Effekte der Künstlichen Intelligenz | 27 |
| | | r Buxmann und Holger Schmidt | |
| | 2.1 | Potenzial der Künstlichen Intelligenz | 27 |
| | 2.2 | Auswirkungen der Künstlichen Intelligenz auf den Arbeitsmarkt | 34 |
| | Lite | ratur | 44 |
| Teil | 11 | Künstliche Intelligenz: Use Cases aus Anwenderperspektive | |
| | | | |
| 3 | | astliche Intelligenz in Banken – Status quo, Herausforderungen | |
| | | Anwendungspotenziale | 49 |
| | 3.1 | Einleitung | 49 |
| | 3.2 | Aktuelle Situation | 50 |
| | 3.3 | Voraussetzungen. | 51 |
| | 3.4 | Regulatorischer Rahmen | 53 |
| | 3.5 | Anwendungsbeispiele | 54 |
| | 3.6 | Anwendung in der Commerzbank: "Trafinas" | 58 |
| | 3.7 | Fazit und Ausblick | 50 61 |
| | | | 61 |
| | Lite | ratur | UΙ |

X Inhaltsverzeichnis

| 4 | Her | ausforderungen und Potenziale von KI-gestützter visueller | |
|------|------|---|-----|
| | Insp | pektion in der Elektronikindustrie | 65 |
| | Tim | o Koppe, Jonas Schatz und Thomas Hornung | |
| | 4.1 | Einleitung. | 65 |
| | 4.2 | Potenziale der KI in der visuellen Inspektion | 67 |
| | 4.3 | Erfahrungen aus KI-VI-Projekten in der Produktion | 68 |
| | 4.4 | Fazit und Ausblick | 77 |
| | Lite | ratur | 78 |
| 5 | | Innovation über das autonome Fahren hinaus | 81 |
| | | s Lethaus, Barbara Sichler, Florian Neukart und Christian Seidel | 0.1 |
| | 5.1 | Die Bedeutung der Künstlichen Intelligenz in der Automobilindustrie | 81 |
| | 5.2 | Künstliche Intelligenz in Chinas Mobilitätssektor | 84 |
| | 5.3 | Absicherung der Künstlichen Intelligenz | 87 |
| | 5.4 | Quantum Computing | 92 |
| | 5.5 | Fazit | 97 |
| | Lite | ratur | 97 |
| 6 | Dat | a Science bei OTTO | 101 |
| | Tim | o Christophersen und Juri Pärn | |
| | 6.1 | Einleitung | 101 |
| | 6.2 | Exemplarische KI-Use-Cases bei OTTO | 103 |
| | 6.3 | Learnings | 109 |
| | 6.4 | Fazit | 113 |
| | Lite | ratur | 114 |
| Teil | Ш | Künstliche Intelligenz: Use Cases und Geschäftsmodelle aus | |
| ICII | 111 | Anbieterperspektive | |
| | | | |
| 7 | | intelligente Unternehmen: Effiziente Prozesse mit Künstlicher | |
| | | elligenz von SAP – Wie Unternehmen die hohen Erwartungen an | 440 |
| | | KI erfüllen können | 119 |
| | | anne Vollhardt, Karsten Schmidt, Sean Kask und Markus Noga | 440 |
| | 7.1 | Aktuelle Einsatzgebiete der KI in Unternehmen | |
| | 7.2 | Die Unternehmensrealität ist jedoch weit davon entfernt | |
| | 7.3 | Die Zukunft der KI-Strategie von SAP | |
| | 7.4 | Implikationen der KI für die Unternehmensstrategie | |
| | Lite | ratur | 135 |
| 8 | Inte | elligentes IoT: Erkenntnisse aus IoT-Daten durch Machine Learning | 139 |
| | | ılin Gajjar, Stefan Sigg, Berenike Litz und Anuj Protim Baruah | |
| | 8.1 | Einleitung | 139 |
| | 8.2 | Entstehung des Internet of Things | 140 |

Inhaltsverzeichnis XI

| | 8.3 | Konvergenz von KI, IoT und Zeitreihen: Branchenbezogene | |
|----|--------|--|-----|
| | | Anwendungsfälle | 144 |
| | 8.4 | Fazit | 146 |
| | Litera | atur | 147 |
| 9 | Küns | tliche Intelligenz im Enterprise Service Management | 149 |
| | Adria | n Engelbrecht, Luisa Pumplun, Cordula Bauer und Karina Vida | |
| | 9.1 | Einführung in das Enterprise Service Management. | 149 |
| | 9.2 | Potenziale und Anwendungsfälle der KI im Enterprise Service | |
| | | Management | 150 |
| | 9.3 | Kernkonzepte des Natural Language Processing | 155 |
| | 9.4 | Herausforderungen und Empfehlungen zur Implementierung in der | |
| | | Praxis | 159 |
| | 9.5 | Fazit | 161 |
| | Litera | itur | 161 |
| 10 | Mit I | Künstlicher Intelligenz immer die richtigen Entscheidungen treffen | 165 |
| | | n Wess | |
| | 10.1 | Einleitung | 165 |
| | 10.2 | Ein fiktives Beispiel: Wie man frei verfügbare Informationen und | |
| | | Künstliche Intelligenz für die Finanzindustrie nutzen kann | 167 |
| | 10.3 | Praxisbeispiel: Early Loss Detection (ELD) von Munich Re | |
| | 10.4 | Notwendige Grundlagentechnologien | |
| | 10.5 | KI wird unsere Wirtschaft tief greifend verändern | |
| | | itur | |
| 11 | Kiine | tliche Intelligenz im Jahr 2020 – Aktueller Stand von | |
| 11 | | chenübergreifenden KI-Lösungen: Was ist möglich?, Was nicht?, | |
| | | iele und Empfehlungen | 183 |
| | _ | gang Hildesheim und Dirk Michelsen | 103 |
| | 11.1 | Einleitung: KI ist jetzt handlungsrelevant | 183 |
| | 11.2 | Chancen der KI: Disruptive Steigerung der Effizienz und Qualität | |
| | 11.3 | KI-Systeme: Es gibt Standards für das Allgemeinwohl | |
| | 11.4 | Die IBM-Strategie: KI wird zur Kernkompetenz. | |
| | 11.5 | Entscheidungen: KI verbessert Entscheidungen und verhindert Fehler | |
| | 11.6 | Wissen: KI macht komplexes Wissen beherrschbar | |
| | 11.7 | Kundenservice: KI macht den Service besser und preiswerter | |
| | 11.7 | Produktivität: KI erhöht Effizienz und Effektivität | |
| | 11.9 | Empfehlungen für Entscheider: KI mit einem Team in kleinen | 1)3 |
| | 11.7 | Schritten angehen | 107 |
| | 11 10 | Künftige Entwicklungen | |
| | | Fazit | |
| | | itur. | |
| | Little | | 200 |

XII Inhaltsverzeichnis

| 12 | Küns | stliche Intelligenz im Jahr 2020 | 203 |
|------|--------|---|-----|
| | Alexa | ander Britz | |
| | 12.1 | Einleitung | 203 |
| | 12.2 | KI lohnt sich – auch für Unternehmen | 204 |
| | 12.3 | Qualifizierung für KI | 208 |
| | 12.4 | Demokratisierung der KI | |
| | 12.5 | Sicherheit der KI | |
| | 12.6 | Fazit | |
| | Litera | ntur | |
| | | | |
| Teil | IV 1 | Künstliche Intelligenz: Fortschritt mit Leitplanken | |
| 13 | Ethis | che Aspekte der Künstlichen Intelligenz | 215 |
| | Peter | Buxmann und Holger Schmidt | |
| | 13.1 | Überblick | 215 |
| | 13.2 | Singularity-Debatte | |
| | 13.3 | KI-Algorithmen als Black Box | |
| | 13.4 | Verzerrung und Fairness | |
| | 13.5 | KI und Privatheit | |
| | 13.6 | Weitere KI-Debatten – am Beispiel des autonomen Fahrens | |
| | 13.7 | Aktuelle politische Debatten | |
| | | atur | |
| | | | |
| Stic | hwort | varzaichnic | 231 |

Abbildungsverzeichnis

| Abb. | 1.1 | Führende Köpfe des "Summer Research Project on Artificial | |
|------|------|---|-----|
| | | Intelligence". Von links: Trenchard More, John McCarthy, | |
| | | Marvin Minsky, Oliver Selfridge und Ray Solomonoff. | |
| | | (Quelle: Dartmouth College 1956) | 4 |
| Abb. | 1.2 | Garri Kasparov gegen IBM Deep Blue. (Quelle: gettyimages, | |
| | | Al Tielemans) | 6 |
| Abb. | 1.3 | Wichtige Meilensteine der KI-Forschung | 7 |
| Abb. | 1.4 | Chihuahua oder Muffin? (Quelle: Zack 2016) | 0 |
| Abb. | 1.5 | Meilensteine der Genauigkeit bei der Klassifizierung von Bildern. | |
| | | (Quelle: ImageNet 2020) | . 1 |
| Abb. | 1.6 | Überblick über einige Tools und Dienste für Maschinelles Lernen 1 | .3 |
| Abb. | 1.7 | Skizzenhafte Darstellung eines Künstlichen Neuronalen Netzes | .5 |
| Abb. | 1.8 | Zwei Neuronen i und j sowie die Gewichtung w_{ij} | .5 |
| Abb. | 1.9 | Darstellung der Gewichte grafisch und mathematisch in Matrizenform 1 | 6 |
| Abb. | 1.10 | (a): Allgemeiner Aufbau einer Confusion Matrix und (b): Beispielhafte | |
| | | Confusion Matrix | . 8 |
| Abb. | 1.11 | Entwicklungsschritte | .8 |
| Abb. | 2.1 | Risikokapital für KI-Startups | 29 |
| Abb. | 2.2 | Private Investitionen in KI-Unternehmen 2019. | |
| | | (Quelle: Tortois Media 2020). | 30 |
| Abb. | 2.3 | KI-Ausgaben in der deutschen Industrie 2019 | 31 |
| Abb. | | Produktionsfunktion mit Daten | |
| Abb. | 2.5 | Wachstumspfade der Künstlichen Intelligenz | 3 |
| Abb. | 2.6 | Stellenausschreibungen für KI-Experten | 37 |
| Abb. | 2.7 | Dienstleistungen mit hohem Automatisierungsrisiko | |
| Abb. | 2.8 | Industrieländer mit hohem Automatisierungsgrad | |
| Abb. | 2.9 | Bildungsniveau, Alter und Geschlecht mit hohem Automatisierungsgrad 4 | |
| Abb. | 2.10 | KI-Effekte auf die Beschäftigung nach Sektoren 4 | 12 |
| | | | |

| Abb. 3.1 | Entwicklung der Cost-Income-Ratio der Banken in Deutschland seit 2008. (Quelle: EZB 2020) |
|-----------|--|
| Abb. 3.2 | Aktuelle Einsatzschwerpunkte von Künstlicher Intelligenz im |
| | Banking. (Quellen: Kaya 2019b; Narat 2018) |
| Abb. 4.1 | Unterschiedliches Labeling. (a) Binäre Klassifikation in Gut- und |
| | Schlechtteile (b) Klassifikation in verschiedene Güteklassen (c) |
| ALL 42 | Detektion der einzelnen Fehler und (d) Segmentation auf Pixelebene 67 Beispielergebnis einer MSA, wobei ein Bauteil drei Prüferinnen und |
| Abb. 4.2 | |
| ALL 42 | Prüfern jeweils dreimal vorgelegt wurde |
| Abb. 4.3 | Tradeoff zwischen Genauigkeit und Interpretierbarkeit von Algorithmen des maschinellen Lernens sowie Ziel von XAI (Abbildung nach |
| | Arrieta et al. 2020) |
| Abb. 4.4 | Kostengeraden verschiedener Inspektionsansätze |
| Abb. 4.5 | Beispielhafte Verteilung von Confidence Werten bei einer |
| 11001 110 | VI-Anwendung |
| Abb. 4.6 | Verteilung der Häufigkeit von Produktionsfehlern |
| Abb. 4.7 | Lokalisierung von Produktionsfehlern auf einem Beispielbauteil |
| Abb. 5.1 | Blick auf eine QPU ohne Kryostatensystem |
| Abb. 5.2 | Verkehr vom Zentrum zum Flughafen. Links vorher, rechts nach der |
| | Optimierung: Der Stau ist aufgelöst und die Autos wurden auf |
| | alternative Routen verteilt |
| Abb. 6.1 | Schritte bei visueller Ähnlichkeitssuche. Links wird ein Foto |
| | gemacht, welches ein Möbelstück enthält. In der Mitte werden |
| | die erkannten Möbelstücke auswählbar gemacht. Rechts ist das |
| | Ergebnis der Suche zu sehen |
| Abb. 7.1 | Wirkhebel der KI auf Geschäftsmodell und -prozesse |
| Abb. 7.2 | Typische Wertschöpfungskette für KI |
| Abb. 7.3 | KI hält Einzug in jeden Geschäftsprozess im Unternehmen |
| Abb. 7.4 | Die KI Produktstrategie der SAP fördert intelligente |
| | Geschäfts-E2E-Prozesse |
| Abb. 7.5 | Leitprinzipien der KI Ethik von SAP |
| Abb. 7.6 | Leitprinzipien der Menschheit |
| Abb. 7.7 | Architektur Fallstudie 1: Komplettierung von Daten in Kundenaufträgen 131 |
| Abb. 7.8 | Architektur Fallstudie 2: Shared Service Framework |
| Abb. 9.1 | Automated Ticket Routing |
| Abb. 9.2 | Maschinelles Lernen vs. Transfer Learning in Anlehnung an |
| | Pan und Yang (2010) |

| Abb. 10.1 | Abdeckung eindeutiger Begriffe in zufällig ausgewählten Texten | |
|-----------|--|-----|
| | Anzahl Begriffe steigt linear mit der Anzahl an Texten. Durchschnitt | |
| | über fünf Runden | 175 |
| Abb. 10.2 | Abdeckung Begriffsnennungen in zufällig ausgewählten Texten Anzahl | |
| | Nennungen steigt überlinear mit der Anzahl an Texten. Durchschnitt | |
| | über fünf Runden | 175 |
| Abb. 11.1 | Typische heute verfügbare KI-IT-Services (APIs) | 184 |
| Abb. 11.2 | KI beeinflusst das magische Dreieck aus Zeit, Qualität & Kosten | 186 |
| Abb. 11.3 | Generische KI Plattform oder "KI-Leiter" | 190 |
| Abb. 11.4 | Erfolgsfaktoren für KI-Projekte | 198 |
| Abb. 13.1 | Bild einer Katze, welche als Guacamole erkannt wird. | |
| | (Quelle: Eigene Darstellung in Anlehnung an Anthalye et al. 2017) | 218 |
| Abb. 13.2 | Beispiel für Manipulation eines Bilderkennungssystems. | |
| | (Quelle: Lambert 2020). | 218 |
| Abb. 13.3 | Konsequenzen des Punktestands im Sozialkreditsystem in China. | |
| | (Ouelle: Benrath und Bartsch 2018). | 223 |

Tabellenverzeichnis

| Tab 1.1 | Anwendungsbeispiele für Supervised Learning (in Anlehnung an Brynjolfsson und McAfee 2017) |
|-----------|--|
| | Beispiel aus dem SQuAD-Datensatz (Stanford NLP Group 2020) 154 Beispielhafte Darstellung von Word Embeddings nach Colyer (2016) 156 |
| Tab. 13.1 | Plus- und Minuspunkte im Sozialkreditsystem in China. (Quelle: Eigene Darstellung in Anlehnung an Benrath und Bartsch (2018)) |

Teil I

Künstliche Intelligenz als Basistechnologie des 21. Jahrhunderts

Grundlagen der Künstlichen Intelligenz und des Maschinellen Lernens

1

Peter Buxmann und Holger Schmidt

"KI ist so grundlegend. Wir sind an einem Punkt angelangt …, dass sich Möglichkeiten für einfach unglaubliche Dinge eröffnen. Und es wird von hier an nur noch besser werden. Wir alle müssen sichergehen, dass wir KI zum Wohle der Menschheit nutzen und nicht umgekehrt." (Tim Cook)

1.1 Die Geschichte der Künstlichen Intelligenz

Künstliche Intelligenz (KI) ist auf dem Weg, Gesellschaft und Wirtschaft nachhaltig zu verändern, wie das Zitat von Tim Cook, dem CEO von Apple, oben zeigt. Viele Umfragen sprechen heute dafür, dass die Verbreitung von KI-Algorithmen weiter zunehmen wird. Beispielsweise hat Forbes eine Befragung unter mehr als 300 Führungskräften durchgeführt. Demnach glauben 95 Prozent der Befragten, dass KI zukünftig eine wichtige Rolle in ihren Unternehmen spielen wird (Forbes 2018). Gemäß einer Studie des McKinsey Global Institute (MGI) können durch die KI-Analyse auch erhebliche Wachstumseffekte erzielt werden. Insgesamt sei bis 2030 ein zusätzlicher globaler Wertschöpfungsbeitrag in Höhe von 13 Billionen US-Dollar möglich (Gandorfer 2018). Das Wachstum wird voraussichtlich vor kaum einer Branche oder einem Land haltmachen. Auch in Deutschland und den einzelnen Bundesländern wird KI in den kommenden Jahren dazu beitragen, dass sich das Bruttoinlandsprodukt signifikant erhöht. Eine Veröffentlichung von PwC aus dem Jahr 2018 kommt dabei zu dem Ergebnis, dass das BIP in Deutschland, allein aufgrund der Einführung von KI in den einzelnen Branchen, von 2017 bis zum Jahr 2030 um 11,3 Prozent steigen wird. In absoluten Zahlen entspricht dies einem Plus von 430 Milliarden Euro (PwC 2018).

P. Buxmann (⋈) · H. Schmidt

Technische Universität Darmstadt,

Darmstadt, Deutschland

E-Mail: buxmann@is.tu-darmstadt.de; HS@netzoekonom.de

Ob diese Prognosen so eintreffen, kann heute natürlich niemand definitiv sagen. Dies gilt insbesondere auch vor dem Hintergrund der COVID-19-Pandemie. Allerdings zeigen die Studien die Richtung auf und dass es sich bei dem Thema Künstliche Intelligenz nicht um eine vorübergehende Modeerscheinung handelt. Wir werden in diesem Kapitel noch darauf zu sprechen kommen.

Werfen wir zunächst einen kurzen Blick zurück auf die Geschichte der Künstlichen Intelligenz: Auch wenn es schon in der Antike erste Überlegungen hierzu gegeben haben soll, gilt das "Summer Research Project on Artificial Intelligence", das 1956 am Dartmouth College in Hanover (New Hampshire) stattfand, als Geburtsstunde der Künstlichen Intelligenz (vgl. Abb. 1.1). Es handelte sich um eine sechswöchige Konferenz, die John McCarthy organisiert hatte, der Erfinder der Programmiersprache LISP. Weitere prominente Teilnehmer waren der KI-Forscher Marvin Minsky (1927–2016), der Informationstheoretiker Claude Shannon (1916–2001), der Kognitionspsychologe Alan Newell (1927–1992) sowie der spätere Ökonomie-Nobelpreisträger Herbert Simon (1916–2001). Die Experten teilten die Ansicht, dass Intelligenz auch außerhalb des menschlichen Gehirns geschaffen werden könne. Allerdings waren sie uneinig über den Weg dorthin und auch der von McCarthy vorgeschlagene Begriff "Artificial Intelligence" blieb damals – wie heute – umstritten (Manhart 2017).

Im Anschluss an diese Konferenz bekam die KI-Forschung viel Auftrieb, da Computer schneller und günstiger wurden und die Kapazität zur Speicherung der Daten zunahm. Ebenso konnten Fortschritte auf dem Gebiet der Künstlichen Neuronalen Netze (siehe hierzu den Kasten in Abschn. 1.2.3) erreicht werden. Demonstratoren, wie etwa der von



Abb. 1.1 Führende Köpfe des "Summer Research Project on Artificial Intelligence". Von links: Trenchard More, John McCarthy, Marvin Minsky, Oliver Selfridge und Ray Solomonoff. (Quelle: Dartmouth College 1956)

Newell und Simon entwickelte General Problem Solver oder Joseph Weizenbaums Programm ELIZA, das die Möglichkeiten der Kommunikation zwischen einem Menschen und einem Computer über natürliche Sprache aufzeigen sollte (ELIZA ist im Grunde ein Vorläufer der heutigen Chatbots), zeigten schon damals das Potenzial der KI-Algorithmen.

Diese ersten Erfolge führten allerdings zu Fehleinschätzungen und Übertreibungen. Zum Beispiel sagte Marvin Minsky im Jahr 1970 dem Life Magazine "from three to eight years we will have a machine with the general intelligence of an average human being". Einer ähnlich optimistischen Fehleinschätzung unterlag Herbert Simon, der 1957 prognostizierte, dass innerhalb der nächsten zehn Jahre ein Computer Schachweltmeister wird sowie einen wichtigen mathematischen Satz entdecken und beweisen würde (Newell und Simon 1958).

Insofern wurden viele Erwartungen zunächst nicht erfüllt, was nicht nur an der unzureichenden Rechenleistung lag. Die Zeitspanne von 1965 bis etwa 1975 wird daher häufig auch als KI-Winter bezeichnet (Manhart 2017).

In den achtziger Jahren wurde vor allem die Entwicklung so genannter Expertensysteme vorangetrieben. Als Vater dieser Systeme gilt Edward Feigenbaum, ein ehemaliger Informatik-Professor an der Stanford Universität. Das Prinzip der Expertensysteme basiert im Wesentlichen auf einer Definition von Regeln und dem Aufbau einer Wissensbasis für eine thematisch klar abgegrenzte Problemstellung. Bekannt wurde insbesondere das MYCIN-System, das zur Unterstützung von Diagnose- und Therapieentscheidungen bei Blutinfektionskrankheiten und Meningitis diente (Shortlife et al. 1975). Intensiv wurde auch an Expertensystemen für betriebliche Anwendungsgebiete geforscht (Mertens 1985). Letztlich konnten sich diese Systeme jedoch trotz großer Vorschusslorbeeren nicht durchsetzen, da die Regeln zu starr und die Systeme nur begrenzt lernfähig waren.

Das Bestreben, KI-Spitzenforschung zu betreiben, wurde bereits zu Beginn der achtziger Jahre mit dem so genannten "Fifth Generation Project" verfolgt. Japan setzte mit diesem Projekt, in das 400 Millionen Dollar investiert wurden, ein klares Zeichen in Richtung KI-Forschung. Die Ziele der Forscher waren vor allem praktische Anwendungen der Künstlichen Intelligenz. Für die Implementierung favorisierten sie nicht das in den Vereinigten Staaten weit verbreitete LISP, sondern sie tendierten zur in den siebziger Jahren in Europa entwickelten Sprache PROLOG (Odagiri et al. 1997).

Ab etwa 1990 entstand mit der Verteilten Künstlichen Intelligenz ein weiterer neuer Ansatz, der auf Marvin Minsky zurückgeht. Dieser bildete auch die Grundlage der so genannten Agententechnologie, die simulationsbasiert für die Analyse in verschiedenen Untersuchungsbereichen eingesetzt werden kann (Chaib-Draa et al. 1992). Ebenfalls in den neunziger Jahren wurden auf dem Gebiet der Robotik große Fortschritte erzielt. Ein öffentlichkeitswirksamer Wettbewerb ist der RoboCup, bei dem Wissenschaftler und Studenten aus der ganzen Welt ihre Roboter-Teams gegeneinander im Fußball antreten lassen (Mackworth 1993). In diese Phase fiel auch die Entwicklung von komplexen Algorithmen im Bereich der Künstlichen Neuronalen Netze (Nilsson 2014; Russel und Norvig 2010).

Für großes öffentliches Aufsehen sorgte 1997 der Wettkampf zwischen IBMs Deep Blue und dem damaligen Schachweltmeister Garri Kasparov (siehe Abb. 1.2). Deep Blue konnte das Duell mit 3,5:2,5 knapp gewinnen, was in den Medien zum Teil als Sieg des Computers über die Menschheit interpretiert wurde. Kritiker merkten jedoch an, dass es sich bei Deep Blue nicht wirklich um ein intelligentes System gehandelt habe. Vielmehr habe das System schlicht "Brute Force" angewandt, also mit hoher Rechenleistung einfach nur die Konsequenzen aller (halbwegs plausiblen) Züge durchgerechnet. Tatsächlich nutzte Deep Blue heuristische Algorithmen, die eine intelligente Suche ermöglichen (Standford 2012).

In Abb. 1.3 sind ausgewählte Meilensteine der KI-Forschung überblicksartig dargestellt.

Aber was wird eigentlich unter Künstliche Intelligenz verstanden? Diese Frage ist gar nicht so einfach zu beantworten, denn es gibt eine Vielzahl von Definitionen. Eine einheitliche Begriffsbestimmung zu finden, ist aus zwei Gründen schwierig: zum einen aufgrund der Breite des Gebietes, zum anderen, weil selbst eine Definition von "Intelligenz" sich als schwierig erweist. Einigkeit besteht, dass es sich bei Künstlicher Intelligenz um ein Teilgebiet der Informatik handelt, das sich mit der Erforschung und Entwicklung so genannter "intelligenter Agenten" befasst (Franklin und Graesser 1997). Diese zeichnet aus, dass sie selbstständig Probleme lösen können (Carbonell et al. 1983).

Wichtig für das Verständnis und der Einordnung ist die Unterscheidung zwischen einer starken und schwachen Künstlichen Intelligenz: Unter einer starken Künstlichen Intelligenz (engl. "Strong AI") versteht man im Allgemeinen alle Ansätze, die versuchen, den



Abb. 1.2 Garri Kasparov gegen IBM Deep Blue. (Quelle: gettyimages, Al Tielemans)

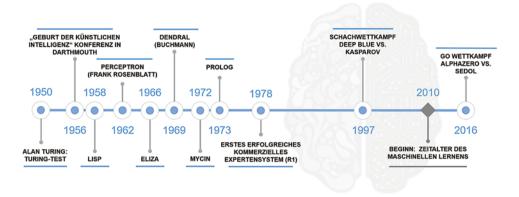


Abb. 1.3 Wichtige Meilensteine der KI-Forschung

Menschen bzw. die Vorgänge im Gehirn abzubilden und zu imitieren. Häufig werden auch Eigenschaften, wie Bewusstsein oder Empathie, als konstituierendes Merkmal einer solchen starken KI genannt (Pennachin und Goertzel 2007; Searle 1980). Soweit ist die Forschung heute allerdings noch lange nicht und uns sind keine Forschungsprojekte bekannt, die einer Umsetzung dieser starken Künstlichen Intelligenz bislang wirklich nahe gekommen sind.

Demgegenüber sind Lösungen, die mittlerweile technisch machbar sind und in heutigen Softwarelösungen implementiert wurden, ebenso wie alle in diesem Buch beschriebenen Beispiele der schwachen Künstlichen Intelligenz (engl. "Weak AI" oder "Narrow AI") zuzuordnen. Hier geht es nicht mehr darum, menschliche Denkprozesse, Abwägungen und Kreativität zu imitieren, sondern gezielt Algorithmen für bestimmte, abgegrenzte Problemstellungen zu entwickeln (Goertzel 2010; Pennachin und Goertzel 2007). Dabei ist Lernfähigkeit eine wesentliche Anforderung, nicht nur an die starke, sondern auch an diese "schwache Künstliche Intelligenz".

In den vergangenen Jahren entwickelte sich die Künstliche Intelligenz stärker in die Richtung des Maschinellen Lernens (ML). Dabei handelt es sich gemäß Erik Brynjolfsson und Andrew McAfee (2017) vom MIT um die wichtigste Basistechnologie unseres Zeitalters. Diese Form der Künstlichen Intelligenz ist der Schwerpunkt des vorliegenden Buches. Daher werden wir auf die verschiedenen Ansätze und Methoden im folgenden Abschnitt näher eingehen.

1.2 Grundlagen des Maschinellen Lernens

1.2.1 Zurück in die Zukunft

Forschungsarbeiten über Künstliche Neuronale Netze als wichtige Grundlage des Maschinellen Lernens gibt es bereits seit den vierziger Jahren. Daher wundert es nicht, wenn KI-Skeptiker häufig darauf hinweisen, dass die meisten Entwicklungen rund um

das Maschinelle Lernen nicht neu seien. Auch wenn diese Aussage grundsätzlich richtig ist, begehen Unternehmen unseres Erachtens einen großen Fehler, wenn sie diese Themen nicht auf ihre Agenda setzen. Denn viele Technologien setzen sich erst durch, wenn die Rahmenbedingungen stimmen – so wie das heute bei KI-Anwendungen der Fall ist.

Neue Entwicklungen mit der Begründung zu ignorieren, dass es das alles schon einmal gegeben habe, kann gefährlich sein. Schon bei den Anfängen des Internet – oder genauer des "World Wide Web" – in den neunziger Jahren argumentierten Kritiker ähnlich. Damals lautete das Argument, Netzwerke gebe es schon lange und die Technologien, wie TCP/IP oder HTML, seien noch nicht ausgereift. In der Tat sagte der HTML-Erfinder Tim Berners Lee einmal, dass er HTML gerne besser gemacht hätte, wenn er gewusst hätte, wie weit sich die Sprache verbreiten würde. Aber die Zeit war reif für den Siegeszug des Internet – nicht aufgrund der Technologie, sondern weil sich die Rahmenbedingungen geändert hatten: Der Zugang zum Internet war schon damals nahezu kostenlos und damit fiel eine wichtige Barriere.

Genauso ist es heute mit der Künstlichen Intelligenz: Erst jetzt haben sich die Rahmenbedingungen für die Anwendung Künstlicher Neuronaler Netze und anderer Ansätze des Maschinellen Lernens drastisch verbessert. Einige Barrieren sind weggefallen und neue Voraussetzungen sind geschaffen worden:

- Daten sind heute in einer nie gekannten Menge verfügbar sowohl im Internet als auch in Unternehmen. Diese Daten sind, wie oben dargestellt, die Grundlage des Einsatzes von ML-Verfahren. Darüber hinaus existieren Datenplattformen, wie z. B. Kaggle, die Daten für eine Vielzahl von möglichen KI-Anwendungen bereitstellen.
- 2. Rechenleistung und Speicherplatz sind so kostengünstig wie noch nie zuvor und können von Cloud-Anbietern problemlos bezogen werden. Möglicherweise werden Entwicklungen im Bereich des Quantencomputing in der Zukunft weiteren rechenintensiven KI-Anwendungen zum Durchbruch verhelfen. Dennoch sollte neben den Vorteilen auch bedacht werden, dass die Nutzung von Cloud-Diensten bei großen Datenmengen zu einem echten Kostenfaktor werden kann.
- Die Performance hat sich von ML-Algorithmen in den letzten Jahren verbessert. Insbesondere gilt das für sogenannte Deep Learning-Algorithmen, die mehr und mehr Anwendung finden.
- 4. Es existieren viele kostenlos verfügbare Toolkits und Bibliotheken zur Entwicklung von KI-Anwendungen. Beispiele sind Scikit-learn, Apache Spark MLlib, CNTK, Py-Torch oder TensorFlow (siehe hierzu auch Buxmann und Schmidt 2019). Die meisten dieser Werkzeuge stehen unter einer Open-Source-Lizenz. Diese erleichtern die Entwicklung von ML-Anwendungen enorm. So können mit Hilfe von TensorFlow oder Scikit-Learn beispielsweise Methoden wie Künstliche Neuronale Netze in einen Softwarecode eingebunden werden. Darüber hinaus existieren Data Science (Entwicklungs-) Umgebungen, wie RapidMiner, die den gesamten Entwicklungsprozess, einschließlich Aufgaben wie die Modellierung sowie die Aufarbeitung, Bereinigung und Visualisierung von Daten unterstützen.

5. Zusätzlich haben sich die Möglichkeiten zur Nutzung von ML-Algorithmen auch dadurch vereinfacht, dass Anbieter wie beispielsweise Google, IBM, Microsoft oder SAP (siehe hierzu Kap. 7, 11 oder 12) mittlerweile KI-Services auf Basis eines Pay-per-Use-Zahlungsmodells anbieten. Das bedeutet, Anwender können Dienste, wie z. B. zur Umwandlung von Stimme in Text oder zur Erkennung von Objekten in Bildern über ein Software-as-a-Service-Modell beziehen. Es entwickeln sich also Geschäftsmodelle rund um den ML-Einsatz, was die Nutzung und Verbreitung zukünftig weiter fördern wird.

Betrachten wir uns im Folgenden also genauer, was es mit den verschiedenen Machine-Learning-Ansätzen auf sich hat.

1.2.2 Wie funktioniert Maschinelles Lernen?

Im Allgemeinen umfasst der Begriff "Maschinelles Lernen" Methoden, die mithilfe von Lernprozessen Zusammenhänge in bestehenden Datensätzen erkennen, um darauf aufbauend Vorhersagen zu treffen (Murphy 2012). Dabei existieren viele verschiedene Konzepte des Begriffs. Häufig wird der Ansatz von Tom Mitchell verwendet, der das Grundkonzept des maschinellen Lernverfahrens als "A computer program is said to learn from experience E with respect to some class of tasks T and performance measure P, if its performance at tasks in T, as measured by P, improves with experience E" definiert (Mitchell 1997, S. 2). Einfacher formuliert: Die Fähigkeit einer Maschine oder Software, bestimmte Aufgaben zu lernen, beruht darauf, dass sie auf der Basis von Erfahrungen (Daten) trainiert wird. Softwareentwickler müssen also nicht mehr ihr Wissen codieren und explizieren. Was harmlos klingt, ist ein Paradigmenwechsel. Nehmen wir als Beispiel das Erkennen von Katzen, Hunden oder anderen Tieren auf Bildern. Um dem Algorithmus eine Unterscheidung beizubringen, formuliert der Entwickler im Softwarecode nicht mehr explizit, dass eine Katze beispielsweise vier Pfoten, zwei Augen, scharfe Krallen und Fell hat. Vielmehr wird der Algorithmus mit vielen unterschiedlichen Tierfotos trainiert, anhand derer er selbständig erlernt, wie die jeweiligen Tiere aussehen und sich von anderen Tieren unterscheiden. Ein weiteres Beispiel zur Verdeutlichung des grundliegenden Prinzips sind Audiosysteme, bei denen ein Algorithmus mit Audio-Daten angelernt wird, die ein bestimmtes Wort enthalten, z. B. "Zieleingabe" für das Navigationssystem in einem Auto. Auf diese Weise lernt der Algorithmus, wie dieses Wort klingt, auch wenn es von verschiedenen Menschen unterschiedlich ausgesprochen wird oder verschiedene Hintergrundgeräusche existieren.

Das ist aus mehreren Gründen bemerkenswert: Zum einen wissen wir Menschen häufig mehr als wir ausdrücken können. Dies wiederum macht es Softwareentwicklern oder Analytikern schwer, bestimmte Sachverhalte zu codieren oder zu spezifizieren. Man spricht hier auch von dem so genannten Polanyi-Paradox, das nach dem Philosophen Michael Polanyi benannt wurde: "We know more than we can tell" (Polanyi 1966). Die-



Abb. 1.4 Chihuahua oder Muffin? (Quelle: Zack 2016)

ses Prinzip lässt sich gut anhand von Abb. 1.4 verdeutlichen: Wir erkennen sofort, bei welchen Bildern es sich um einen Chihuahua und bei welchen es sich um einen Muffin handelt. Aber zu erklären, warum das Bild in eine bestimmte Kategorie fällt, ist nicht trivial.

Zum anderen sind viele Machine-Learning-basierte Systeme exzellente Lernende. Abb. 1.5 zeigt, wie die Genauigkeit von Machine-Learning-Algorithmen bei der Erkennung von Bildern aus der Datenbank ImageNet mit mehreren Millionen Fotos mit unterschiedlichen Motiven von über 70 Prozent im Jahr 2011 bis auf mehr als 98 Prozent im Jahr 2020 gestiegen ist. Die Genauigkeit von Menschen liegt bei etwa 95 Prozent.

1.2.3 Verfahren des Maschinellen Lernens

Grundsätzlich lassen sich drei Arten des Maschinellen Lernens unterscheiden (Marsland 2014; Murphy 2012; Russel und Norvig 2010):

- Supervised Learning (überwachtes Lernen)
- Unsupervised Learning (unüberwachtes Lernen)
- Reinforcement Learning (verstärkendes Lernen)