



ZENTRUM FÜR KÜNSTLICHE
INTELLIGENZ IN MV

KI
MV



WAS IST KÜNSTLICHE INTELLIGENZ?

Ole Fenske, Anne Gutschmidt & Hannes Grunert
Zentrum für Künstliche Intelligenz in MV

Whitepaper-Serie des Zentrums für Künstliche Intelligenz in MV
Ausgabe 1

1 Einleitung

Mit der Digitalisierung fallen in Unternehmen viele neue Daten an. Häufig verwenden wir den Begriff Big Data, um sehr große Mengen von Daten zu umschreiben. Hinzu kommt, dass diese Daten unter Umständen in unterschiedlichen Formaten vorliegen und sehr dynamisch sind, d.h., sie ändern sich fortlaufend. Um diese Daten nutzbar zu machen und wertvolle Informationen daraus zu gewinnen, reichen herkömmliche Auswertungsverfahren in der Regel nicht mehr aus. Es bedarf Verfahren der Künstlichen Intelligenz (KI). Sie sind der Schlüssel, um z. B. Dienstleistungen oder Produkte zu verbessern oder sogar Innovationen hervorzubringen. KI setzt also dort an, wo Probleme der Datenauswertung schwer lösbar oder sogar unlösbar erscheinen.

KI bedeutet vor allem, dass nicht mehr die EntwicklerInnen programmieren, wie die Daten Schritt für Schritt ausgewertet werden sollen. Vielmehr geben sie den Computerprogrammen vor, wie diese eine Verarbeitungsvorschrift aus Daten heraus erlernen.

Im Folgenden werden wir den Begriff der Künstlichen Intelligenz weiter ausführen. Auf der Suche nach einer Begriffsdefinition stößt man häufig auf eine Einteilung in schwache und starke Künstliche Intelligenz. Auch wir greifen diese Einteilung in Abschnitt 2 auf, denn sie zeigt sehr anschaulich, was KI heute schon kann und wo noch ihre Grenzen liegen.

Um einen Eindruck von der Vielfalt an KI-Verfahren zu vermitteln, stellen wir in Abschnitt 3 die drei wesentlichen Teilgebiete der KI vor: Maschinelles Lernen, symbolische KI und probabilistische KI. Abbildung 1 gibt einen Überblick über die wesentlichen Begriffe, auf die wir im verbleibenden Text eingehen werden.

2 Starke versus schwache KI

Bei der Künstlichen Intelligenz wird im Allgemeinen zwischen der starken und der schwachen KI unterschieden.

Die schwache KI begegnet uns bereits in vielen alltäglichen Anwendungen. Typisch für die

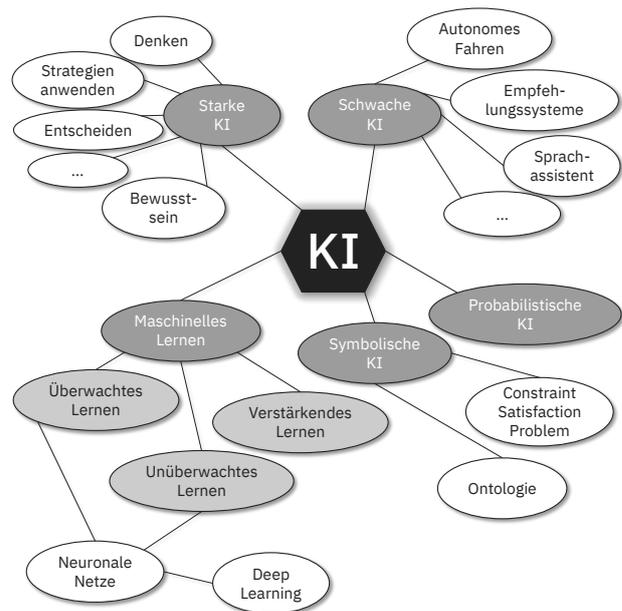


Abbildung 1: Übersicht wichtiger KI-Begriffe.

schwache KI ist, dass sie auf die Lösung eines einzelnen, bestimmten Problems begrenzt ist. Assistenzsysteme wie Siri der Firma Apple oder Alexa der Firma Amazon sind bekannte Beispiele. Diese Systeme müssen Nutzereingaben, in diesem Fall Sprachbefehle, richtig verstehen und anschließend geeignet darauf reagieren können – keine einfache Aufgabe. Assistenzsysteme lassen sich auch beim Autofahren finden, angefangen vom Spurhalteassistenten bis hin zum autonomen Fahren, bei dem sich ein Auto mittels KI-Techniken vollkommen eigenständig im Straßenverkehr bewegen soll. Im Bereich Industrie 4.0 wird die schwache KI bereits bei der Qualitätsüberwachung in der Produktion oder auch bei der Wartung von Maschinen genutzt. Auch Empfehlungssysteme jeglicher Art (z. B. Musik- oder Produktempfehlungen) zählen zu Anwendungen der schwachen KI. Die Liste von Anwendungsbeispielen ließe sich noch lange fortführen. Wesentlich bei der schwachen KI ist jedoch, dass es sich immer um spezielle Anwendungslösungen handelt.

Eine starke KI hingegen soll sich nicht nur auf das Lösen einer spezifischen Problemstellung konzentrieren. Stattdessen soll sie logisch

denken, Strategien anwenden, Rätsel lösen, unter Unsicherheit entscheiden, Wissen darstellen, planen und lernen sowie in natürlicher Sprache kommunizieren können, und – vor allem – soll sie all diese Fähigkeiten zusammen nutzen, um Ziele zu erreichen. Darüber hinaus spricht man der starken KI ein Bewusstsein zu. Damit wird schnell klar, dass starke KI noch im Bereich der Science Fiction liegt. Immer noch diskutieren Wissenschaftler, wann wir die erste starke KI entwickelt haben werden. Einige Experten zweifeln sogar an, ob wir dies jemals erreichen werden.

Wenn wir heutzutage also von KI im realen Anwendungskontext sprechen, ist in der Regel die schwache KI gemeint.

3 Teilgebiete der KI

Zu den Teilgebieten der KI zählen das Maschinelle Lernen sowie die symbolische und probabilistische KI. Die Unterschiede und Gemeinsamkeiten werden nachfolgend näher erklärt.

3.1 Maschinelles Lernen

Sehr häufig wird KI mit Maschinellern Lernen gleichgesetzt. Tatsächlich handelt es sich dabei nur um ein, wenn auch sehr wichtiges, Teilgebiet der KI. Wesentlich für das Maschinelle Lernen ist, dass Computerprogramme anhand von Daten bzw. Trainingsbeispielen Verarbeitungsvorschriften erlernen. Im Allgemeinen unterscheiden wir beim Maschinellen Lernen zwischen drei verschiedene Arten:

Überwachtes Lernen Beim überwachten Lernen (Supervised Learning) benötigt die KI zunächst sogenannte Trainingsdaten, die bereits die Lösung, z. B. die Kategorien, denen wir die Daten später zuordnen wollen, enthalten. Wollen wir beispielsweise, wie in Abbildung 2 dargestellt, dass eine KI erkennt, ob ein Kunde einem Unternehmen tendenziell treu bleibt oder ob die Gefahr besteht, dass der Kunde zu einem anderen Anbieter wechseln wird, müssen wir der KI als Trainingsdaten Beispiele für vergangenes

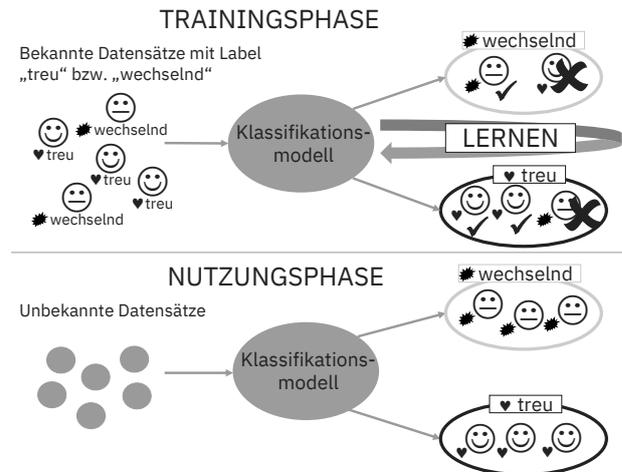


Abbildung 2: Supervised Learning: In der Trainingsphase lernt die KI anhand bekannter Beispiele, in der Nutzungsphase kann sie unbekannte Datensätze anhand des erlernten Modells klassifizieren.

Kundeverhalten (z. B. Daten über vergangene Einkäufe) bereitstellen. Zusätzlich zu diesen Beispielen müssen wir jeweils die Information mitliefern, ob diese Kunden der Firma treu blieben oder nicht. Aus diesen Trainingsdaten lernt die KI dann eine Entscheidungsregel, die später für neue Datensätze, in unserem Beispiel Informationen zum Kundenverhalten, automatisch und ohne menschliches Zutun die Lösung bestimmen kann. Klassische Techniken des überwachten Lernens sind die Klassifikation und die Regression. Die Klassifikation ordnet den Datensätzen bestimmte Kategorien zu, z. B. treuer Kunde versus abwandernder Kunde. Bei der Regression hingegen werden metrische Größen, wie z. B. Gewicht, Preis oder Zeit, für neue Datensätze prognostiziert. Ein Beispiel hierfür wäre die Vorhersage von Rohstoffpreisen für einen bestimmten Zeitraum.

Unüberwachtes Lernen Im Gegensatz zum überwachten Lernen zeichnet sich unüberwachtes Lernen (Unsupervised Learning) dadurch aus, dass der Datensatz keine Lösungsbeispiele enthält. Stattdessen besteht die Zielstellung darin, Muster in den Daten zu finden, die mit dem bloßen Auge nicht erkennbar gewesen wären. Dabei

umfasst das unüberwachte Lernen verschiedene Techniken wie die Assoziationsanalyse, die z. B. bei der Warenkorbanalyse eingesetzt wird (welche Produkte werden häufig gemeinsam gekauft?) oder auch das Clustering, um z. B. Kundensegmente aus Kundendaten abzuleiten.

Verstärkendes Lernen Im Gegensatz zum überwachten und unüberwachten maschinellen Lernen wird beim verstärkenden Lernen (Reinforcement Learning) kein expliziter Datensatz benötigt, um neues Wissen erlernen oder extrahieren zu können. Stattdessen lernt die KI durch bloßes Ausprobieren. Dabei soll die KI durch Belohnung und Bestrafung erlernen, welches Verhalten in welcher Situation erwünscht oder unerwünscht ist. Die KI generiert also selbstständig Erfahrungswerte, auf die sie dann im späteren produktiven Einsatz zurückgreifen soll. Ferner handelt es sich oftmals um sogenannte sequenzielle Problemstellungen, welche erlernt bzw. gelöst werden sollen. Das bedeutet, dass die einzelnen Schritte zum Lösen eines solchen Problems einen zeitlichen Bezug bzw. Abhängigkeit zueinander haben.

Im Bereich des Maschinellen Lernens existiert eine Vielzahl von Verfahren. Eines der momentan prominentesten Verfahren sind die (künstlichen) Neuronale Netze. Ihr Name rührt daher, dass sie an die Funktionsweise biologischer neuronaler Netze angelehnt sind. Künstliche Neuronale Netze sind für viele verschiedene Problemstellungen einsetzbar. Sie können sowohl für das überwachte, das unüberwachte als auch das verstärkende Lernen verwendet werden.

Das Anwendungsgebiet Neuronaler Netze erstreckt sich über die Sprach- und Video-/Bildverarbeitung bis hin zur Analyse von biologischen und chemischen Datensätzen. Sind diese neuronalen Netze besonders groß bzw. "tief", sprechen wir vom Deep Learning. Diese Verfahren sind sehr rechenintensiv, sowohl im Training als auch in ihrer späteren Anwendung im Produktivbetrieb. Eine Ursache dafür ist, dass diese Netze sehr viele Parameter mit sich bringen, welche alle für das jeweilige Problem optimiert werden

müssen. Zudem kann es sehr aufwändig sein, all diese optimierten Parameter abzuspeichern, um sie später für die jeweilige Problemstellung wiederverwenden zu können. Ein weiterer Nachteil künstlicher Neuronaler Netze besteht in ihrer eingeschränkten Nachvollziehbarkeit. Insbesondere tiefe Neuronale Netze sind für Menschen häufig nicht mehr verständlich, wodurch das Vertrauen in die KI natürlich eingeschränkt sein kann.

3.2 Symbolische KI

Im vorherigen Abschnitt wurde bereits angedeutet, dass das maschinelle Lernen zwar einen sehr starken Teil der KI repräsentiert, es jedoch auch seine Nachteile hat. So sind häufig Trainingsdaten vonnöten, die schwer oder gar nicht zu beschaffen sind. Außerdem sind sie weniger geeignet, wenn Entscheidungsregeln der KI für Menschen nachvollziehbar sein sollen.

Die symbolische KI nutzt bereits vorhandenes menschliches Expertenwissen und benötigt daher keine Trainingsdaten. So kann bei der Entwicklung eines Assistenzsystems in der Pflege z. B. auf das Expertenwissen des Pflegepersonals zurückgegriffen werden oder für die Entwicklung eines Systems zur Betrugserkennung im Finanzbereich auf das Fachwissen von spezialisierten Bankangestellten. Die Herausforderung besteht darin, dieses – mitunter implizites – Wissen zu extrahieren, also aus den Experten "herauszukitzeln" und für den Computer benutzbar zu machen.

Bei letzterem kommen häufig sogenannte Ontologien zum Einsatz. Eine Ontologie ist eine Art Netzwerk, in dem die einzelnen Knoten dieses Netzwerkes Wissens-elemente über einen bestimmten Sachverhalt darstellen. Setzt man diese Elemente nun in Verbindung, können sich daraus wiederum neue komplexere Sachverhalte ergeben. In Abbildung 3 ist eine sehr einfache Ontologie, die Zusammenhänge zwischen Kunden und Produkten darstellt, zu sehen. Produkte werden von Kunden gekauft; Kunden lassen sich in Stamm- und Neukunden unterteilen.

Eine weiterer Lösungsansatz im Bereich der

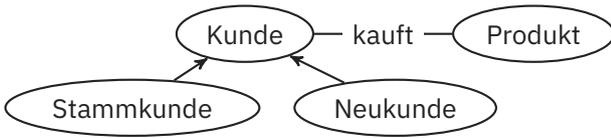


Abbildung 3: Einfaches Beispiel einer Ontologie, in der Wissen über Produkte und Kunden gespeichert ist.

symbolischen KI sind sogenannte Constraint-Satisfaction-Probleme (kurz CSP). Ein CSP enthält Bedingungen, wobei die KI eine Lösung finden soll, bei der möglichst alle Bedingungen erfüllt werden. Viele Probleme lassen sich als CSP modellieren. So kann die KI z. B. evaluieren, ob es sich bei einer speziellen Zusammenstellung einer neuen Maschine oder eines neuen Produkts um eine gültige Konfiguration handelt oder nicht.

3.3 Probabilistische KI

Die probabilistische KI soll ermöglichen, mit Unsicherheit umzugehen. Sie wird zumeist für Anwendungen verwendet, für die entweder nicht genügend Daten zur Verfügung stehen oder bei denen das Expertenwissen nicht ausreicht. Im Gegensatz zum Maschinellen Lernen und zur symbolischen KI geht es nicht darum, allgemeine Entscheidungsregeln oder Zusammenhänge zu erlernen oder Expertenwissen für einen Computer nutzbar zu machen. Stattdessen versucht man, mit Mitteln der Wahrscheinlichkeitstheorie intelligentes Verhalten hervorzurufen.

Bekanntere Beispiele für Techniken der probabilistischen KI sind unter anderem Bayessche Netze oder auch Hidden-Markov-Modelle. Nehmen wir beispielsweise an, dass wir ermitteln möchten, welche Kunden weiterhin bei unserem Unternehmen einkaufen oder zur Konkurrenz wechseln werden. Ein Hidden-Markov-Modell geht von Zuständen aus. In unserem Falle (siehe Abbildung 4) entspricht dies der Treue bzw. Wechselabsicht des Kunden. Diese Zustände sind jedoch versteckt, sie sind für uns nicht beobachtbar. Allerdings gibt es andere Dinge, die wir beobachten können, beispielsweise ob der

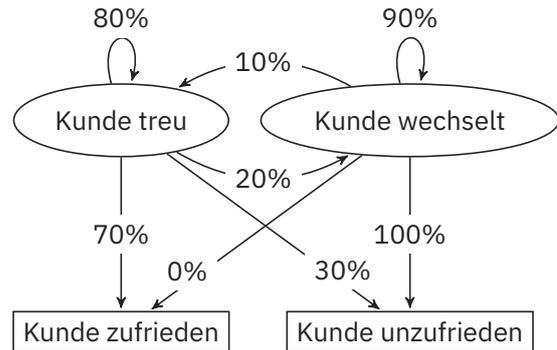


Abbildung 4: Einfaches Beispiel für ein Hidden-Markov-Modell, bei dem über die Beobachtungen („Kunde zufrieden“, „Kunde unzufrieden“) Rückschlüsse auf die versteckten Zustände („Kunde treu“, „Kunde wechselt“) gezogen werden können. Die Prozentzahlen geben die Wahrscheinlichkeiten der Zustandsübergänge wieder.

Kunde sich zufrieden gezeigt hat durch eine sehr gute Produktbewertung. Die beobachtbare Bewertung sowie Wahrscheinlichkeitswerte helfen der KI abzuschätzen, in welchem Zustand (treu oder mit Wechselabsicht) sich der Kunde gerade befindet.

Die probabilistische KI lässt sich im Übrigen auch mit Techniken des Maschinellen Lernens kombinieren, um die eben schon erwähnten Wahrscheinlichkeiten automatisiert zu erlernen. Je nach Anwendungsdomäne kann es entscheidend sein, dass ein gelernter Klassifikator sich zu 51% oder 99% sicher ist. Insbesondere bei gesundheitskritischen Fragestellungen sollte der gelernte Klassifikator möglichst genau auf neuen Daten arbeiten.

4 Zusammenfassung

KI wird überall dort eingesetzt, wo herkömmliche Verfahren nicht mehr ausreichen. Das betrifft vor allem die Auswertung komplexer Datenmengen, mit denen wir uns im Zuge der Digitalisierung immer häufiger auseinandersetzen müssen. Wenn wir heutzutage im realen Anwendungskontext von KI sprechen, meinen wir die sogenannte schwache KI. Sie bezieht sich immer

auf ein bestimmtes Anwendungsproblem, wie z. B. Gesichtserkennung oder autonomes Fahren. Die starke KI, die alle möglichen menschlichen Fähigkeiten wie logisches Denken und Planen imitieren und vereint auf ein Ziel hingerichtet einsetzen kann und darüber hinaus über ein Bewusstsein verfügt, bleibt hingegen weiterhin Science Fiction. Wir haben gezeigt, dass KI eine Vielfalt an unterschiedlichen Verfahren umfasst. Es bleibt spannend zu beobachten, wie weitere Herausforderungen im Bereich der KI in Zukunft gemeistert werden, wie z. B. die Nachvollziehbarkeit von KI, die Beschaffung von Trainingsdaten, der Schutz unserer Daten, aber auch die Einbeziehung von Ethik und Moral beim Erlernen von Entscheidungsregeln.

Das Zentrum für Künstliche Intelligenz wird vom Wirtschaftsministerium des Landes MV und dem Europäischen Fonds für regionale Entwicklung (EFRE) gefördert.



Kontakt

Dr.-Ing. Anne Gutschmidt
Zentrum für Künstliche Intelligenz in MV
Albert-Einstein-Straße 21, 18059 Rostock
anne.gutschmidt@uni-rostock.de