



ZEIT AKADEMIE

Prof. Dr. Andreas Dengel, Richard Socher PhD,
Dr. Elsa Andrea Kirchner, Shirley Ogolla

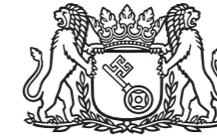
Künstliche Intelligenz

Die Zukunft von Mensch und Maschine



ZEIT AKADEMIE

Buch zum Video-Seminar
ZEIT Akademie GmbH



ZEIT AKADEMIE

Künstliche Intelligenz

Die Zukunft von Mensch und Maschine

Impressum

Das Buch zum Video-Seminar der ZEIT Akademie

Autoren: Prof. Dr. Prof. h. c. Andreas Dengel, Richard Socher PhD,
Dr. Elsa Andrea Kirchner, Shirley Ogolla

Wissenschaftliche Leitung: Matthias Naß

Projektleitung: Stephanie Wilde

Inhaltliche Konzeption: ZEIT Akademie

Lektion 1, 2, 7, 8: Prof. Dr. Prof. h. c. Andreas Dengel

Lektion 3, 6: Richard Socher PhD

Lektion 4, 5: Dr. Elsa Andrea Kirchner

Lektion 9, 10: Shirley Ogolla

Redaktion: Maja Andresen, Hauke Pflüger, Gero von Randow

Grafische Konzeption: Ingrid Wernitz

Grafische Umsetzung: Madlen Domann

Fotografien: Felix Amsel

Illustrationen: Pia Bublies

Korrektur: Uta Kleimann (UK Schlussredaktion & Lektorat)

Herstellung: Torsten Bastian (verantwortlich), Dirk Woschei

Satz und Reproduktion: Zeitverlag Gerd Bucerius GmbH & Co. KG

Druck und Bindung: optimal media GmbH, Röbel

© ZEIT Akademie GmbH, Hamburg 2019

www.zeitakademie.de

Buch zum Video-Seminar
ZEIT Akademie GmbH

Künstliche Intelligenz ist längst Teil unseres Lebens – von der Navigation unseres Autos bis zum Online-Einkauf (»Kunden, die diesen Artikel gekauft haben, kauften auch...«). Und doch stehen wir erst am Beginn einer technologischen Revolution. Lernende Maschinen werden nicht nur Routinetätigkeiten übernehmen, sie werden auch über den Kredit beim Hauskauf entscheiden und medizinische Diagnosen stellen. Vieles, was da auf uns zukommt, ist zum Staunen, und manches ist zum Fürchten.

In diesem Seminar der ZEIT Akademie wollen wir Sie mit den Grundlagen der Künstlichen Intelligenz vertraut machen, mit ihren Möglichkeiten und ihren Grenzen. Sie lernen, was neuronale Netze sind, was es mit Deep Learning und Data-Mining auf sich hat, mit Microtasking und Crowdwork. Wir gehen der Frage nach, ob die Maschinen künftig den Ton und den Takt angeben. Ob Fortschritte etwa bei der Gesichtserkennung unweigerlich die Gefahr der Überwachung in sich tragen.

In den Vereinigten Staaten und in China ist die Forschung auf dem Gebiet der Künstlichen Intelligenz weit fortgeschritten. Noch hat Europa den Anschluss nicht verloren, Regierungen und Unternehmen investieren Milliarden. Zugleich wächst das Bewusstsein für die ethischen Herausforderungen: Wie können Sicherheit, Datenschutz, Transparenz und Verantwortlichkeit gewährleistet werden?

Die Künstliche Intelligenz soll dem Menschen dienen, ihn nicht unterjochen. Dass dies gelingt, ist die eigentliche Herausforderung an unsere natürliche Intelligenz.

Ich heiße Sie bei der ZEIT Akademie herzlich willkommen!

Ihr



Matthias Naß
Wissenschaftlicher Leiter der ZEIT Akademie





Inhalt

1. Künstliche Intelligenz	13	6. Sprache und KI	60
Eine Einführung		Computer, die den Menschen verstehen	
Von Andreas Dengel		Von Richard Socher	
2. Maschinelles Lernen	23	7. Digitale Assistenten	66
Das Gehirn als Vorbild		KI, die uns im Alltag hilft	
für künstliche neuronale Netze		Von Andreas Dengel	
Von Andreas Dengel		8. Multimedia-Data-Mining	74
3. KI im Unternehmen	33	Trends und Emotionen	
Anwendungen, Strategien		in Big Data erkennen	
und Geschäftsmodelle		Von Andreas Dengel	
Von Richard Socher		9. KI und Arbeit	85
4. Intelligente Roboter	40	Prognosen, Chancen	
Einsatzfelder autonomer Systeme		und Herausforderungen	
Von Elsa Andrea Kirchner		Von Shirley Ogolla	
5. Zusammenarbeit von	50	10. KI und Ethik	93
Menschen und Robotern		Verantwortung, Erklärbarkeit	
Interaktion und Sicherheit		und Transparenz algorithmischer	
Von Elsa Andrea Kirchner		Entscheidungen	
		Von Shirley Ogolla	
		Im Interview	104
		Dozenten	116
		Quellen	120

Künstliche Intelligenz

Eine Einführung –

Von Andreas Dengel

Von John McCarthy, einem der Pioniere der Künstlichen Intelligenz, stammt der Satz:

**»As soon as it works,
no one calls it AI anymore.«**

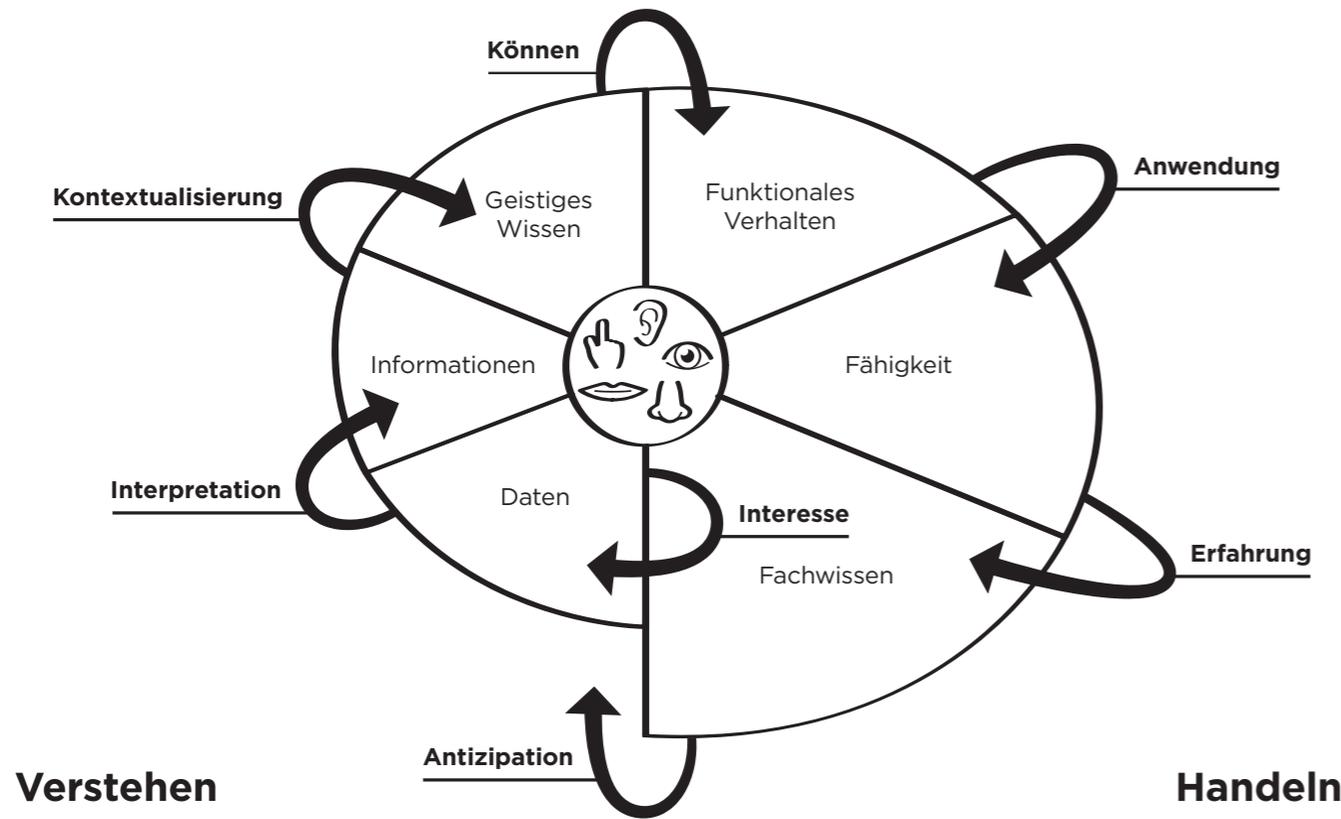
Das ist eine interessante Beobachtung. Denken Sie nur an Suchmaschinen wie Google, die auf ein Suchwort nicht für jeden Nutzer die gleiche Antwort ausgeben, sondern ihre Ergebnisse dem jeweiligen Nutzerprofil anpassen. Oder an das Navigationssystem in Ihrem Auto, das Ihnen die beste, schnellste oder schönste Route heraussucht und dabei den aktuellen Straßenverkehr berücksichtigt. Dies sind nur zwei Beispiele für Künstliche Intelligenz (KI), die nicht mehr als solche wahrgenommen wird, sondern heute als selbstverständliche Funktion in den Hintergrund getreten ist. Auch dieses Verschwinden im Alltag macht es schwierig, KI zu definieren.

Das Forschungsgebiet der Künstlichen Intelligenz existiert schon seit mehr als sechs Jahrzehnten. Doch es ist erst in jüngster Zeit zum Thema der Öffentlichkeit geworden. Warum das so ist, hat im Wesentlichen mit drei Entwicklungen zu tun: Erstens ist die Rechenleistung der Computer

rasant angestiegen, zweitens produzieren die Wirtschaft, die Forschung und nicht zuletzt die Kommunikation über soziale Medien gewaltige Mengen digitaler Daten. Diese großen Datensätze sind, wie wir sehen werden, eine wichtige Ressource für KI-Systeme. Und drittens bringen Unternehmen digitale Produkte auf den Markt, die unser Rechtssystem und unsere Ethik herausfordern.

In diesem Seminar möchten wir zum tieferen Verständnis der Technologie beitragen und Ihnen die wichtigsten Anwendungsfelder von Künstlicher Intelligenz näherbringen. In der ersten Lektion beschäftigen wir uns mit der Frage, wie sich die Begriffe »Intelligenz« und »Künstliche Intelligenz« definieren lassen. Nach einem kurzen Überblick über die Geschichte der KI erklären wir die gängigen Unterscheidungen zwischen starker und schwacher sowie zwischen symbolischer und subsymbolischer KI.

Beginnen wir mit einer kleinen Denkübung zum Thema »Intelligenz«. Wo fällt Ihnen die Intelligenz anderer Menschen auf?



Von den Daten zum Wissen ...

... vom Wissen zum Handeln, zur Erfahrung, zur Antizipation weiterer Daten: Intelligenz kann als spiralförmiger Prozess verstanden werden

Vielleicht denken Sie dabei an Ihre Schulzeit, an jene Mitschülerinnen und Mitschüler, die gut rechnen konnten und mathematisch begabt waren. Oder an solche Kolleginnen und Kollegen, die besonders schnell Texte erfassen können, sich anschließend gut an die Inhalte erinnern und das Wissen, das sie erworben haben, praktisch umsetzen können. Wahrnehmen, schlussfolgern, erinnern und anwenden sind alles Aspekte der Intelligenz. Sie erlaubt es, sich in bestimmten Situationen zurechzufinden.

Der deutsche Psychologe William Stern, 1871 als Ludwig Wilhelm Stern geboren und einer der Pioniere der Intelligenzforschung, definierte Intelligenz folgendermaßen:

»Intelligenz ist die Fähigkeit des Individuums, sein Denken bewusst auf neue Forderungen einzustellen; sie ist die allgemeine geistige Anpassungsfähigkeit an neue Aufgaben und Bedingungen des Lebens.«

Intelligenz baut auf der Sinneswahrnehmung auf, besonders auf der visuellen Wahrnehmung. Viele Experten auf diesem Gebiet sind der Überzeugung, dass bis zu 80 Prozent dessen, was wir tagtäglich dazulernen, über unsere Augen aufgenommen wird. Die visuelle Wahrnehmung wirkt dauerhaft auf das Gehirn. Dort sind bestimmte Muster angelegt, die unser Denken bestimmen. Neu auftretende Wahrnehmungen versuchen unablässig, mit diesen Mustern in Wechselwirkung zu treten, das Gespeicherte zu ergänzen oder neu auszurichten. Diesen Vorgang nennen wir Lernen.

Eine der wichtigsten Voraussetzungen des Lernens ist, dass wir aufmerksam sind, zuschauen, hingucken. Vom Gehirn aus werden die Sinnesorgane so gesteuert, dass sie sich auf etwas konzentrieren. Wir können diese Steuerung beobachten, wenn wir anderen Menschen in die Augen schauen. Wir können sehen, ob sie abgelenkt sind und daher nicht in

der Lage, die eingehenden Daten zu verstehen, ob sie vielleicht an etwas anderes denken oder woanders zuhören. Daten aufnehmen zu können ist die Grundvoraussetzung für intelligentes Verhalten. Beim Menschen ist sie dadurch erfüllt, dass wir sehen, hören, riechen und tasten können. Daten werden aufgenommen und interpretiert, wodurch sie zu Information werden, die durch ihre Einbettung in einen Kontext zu Wissen transformiert wird.

Ein Beispiel für eine solche Transformation: Wenn Ihnen jemand eine Zahl nennt, etwa die 46, dann ist das erst mal nur ein Datum für Sie. Wenn Sie erfahren, es handle sich um eine Schuhgröße, dann wird daraus eine Information. Nun erhalten Sie auch noch die Information, dass es die Schuhgröße einer Frau ist: Jetzt stellen Sie sich vielleicht eine Frau vor, die ausgesprochen große Füße hat und daher im Schuhgeschäft Probleme bekommt. Was als bloße Zahl begann, ist Wissen geworden. Diese Transformationsschritte machen unser Verstehen aus.

Aber Wissen allein genügt nicht. Es muss in Aktion überführt werden. In bestimmte Verhaltensweisen, die eingeübt und zu Fertigkeiten und Fähigkeiten verfestigt werden. Werden sie oft genug angewandt, kann man dadurch zum Experten auf einem bestimmten Gebiet werden: Er oder sie entwickelt aufgrund dieser Handlungserfahrungen die Kompetenz, zu antizipieren, welche der neu eintreffenden Daten wichtig sind. Auf diese Weise erweitert sich das mentale Konzept, das im Gehirn angelegt ist, und es kann mit immer neuen Fällen umgehen.

**Die Anfänge der KI-Forschung:
Starke und schwache KI**

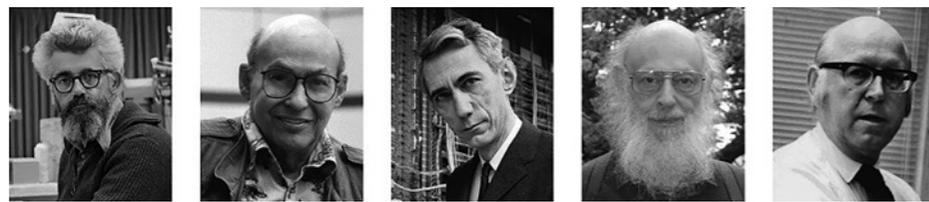
Wahrnehmung und Intelligenz faszinieren die Forschung bereits seit Jahrtausenden. Als nach dem Zweiten Weltkrieg die digitalen Rechner aufkamen, setzte eine neue Phase ein. Nun begannen Wissenschaftler in aller Welt damit, sich intensiv mit Computern und Intelligenz zu beschäftigen: Die KI-Forschung war geboren.

Berühmt geworden ist die Konferenz am Dartmouth College in Hanover, New Hampshire, auf der führende Wissenschaftler im Jahre 1956 diskutierten, wie man mithilfe von Programmen Künstliche Intelligenz (im Englischen: Artificial Intelligence oder kurz AI) erzeugen könnte. Auf dieser

Konferenz wurden viele Aspekte Künstlicher Intelligenz vorgestellt, die auch heute noch im Gespräch sind. Ausgehend von der Dartmouth-Konferenz entstand eine Art Arbeitsdefinition der KI: Sie ist diejenige Wissenschaft, die sich mit der Entwicklung von Maschinen beschäftigt, die sich intelligent verhalten.

Marvin Minsky, ebenfalls ein Pionier der KI, sagte später:

»Artificial Intelligence is the science of making machines do things that would require intelligence if done by men.«



John McCarthy Marvin Minsky Claude Shannon Ray Solomonoff Alan Newell



Herbert Simon Arthur Samuel Oliver Selfridge Nathaniel Rochester Trenchard More

Die Gründerväter der KI

Das Forschungsprojekt am Dartmouth College in Hanover, New Hampshire, von 1956 gilt als Geburtsstunde der Künstlichen Intelligenz

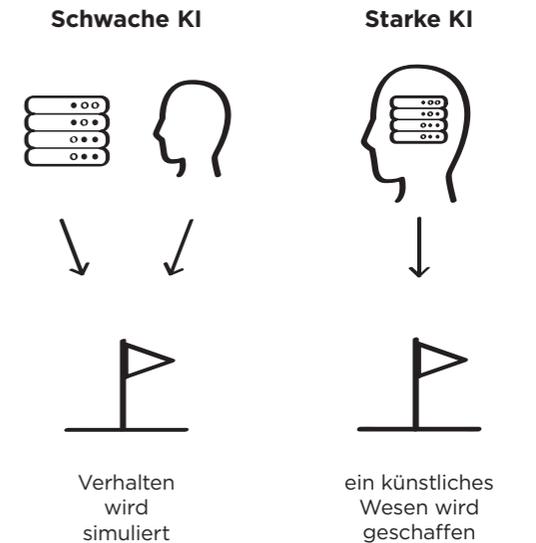
Das lässt sich auch so lesen: KI simuliert menschliche Intelligenz. Über diesen Punkt gab es aber immer wieder Diskussionen. Einige Wissenschaftler sind auch heute der Ansicht, es reiche aus, ein Methodenarsenal zu entwickeln, das intelligentes Verhalten simuliert. Entscheidend sei sozusagen, was hinten rauskommt. Wenn eine kognitive Aufgabe gelöst wird, muss die Leistung messbar und ähnlich überzeugend sein wie die eines Menschen. Diese heute sehr verbreitete Position nennt man **schwache KI**, und zwar im Unterschied zur **starken KI**, die von Wissenschaftlern vertreten wird, die Künstliche mit menschlicher Intelligenz gleichsetzen. Das Forschungsziel der starken KI ist letztlich ein künstliches Wesen. Es würde ein Bewusstsein entwickeln, mitfühlen und letztlich dem Menschen geistig ebenbürtig sein. Ein Ziel, das in weiter Ferne liegt, wenn es denn überhaupt jemals erreicht werden kann. Doch auch heute noch, oder vielleicht gerade wieder heute, gibt es Wissenschaftler, die dieses Ziel propagieren.

Zumindest steht fest, dass wir kognitive Leistungen heute schon sehr gut mit unterschiedlichen Methoden auf Computern simulieren können und dass damit beeindruckende Ergebnisse erzielt werden.

Ein Kategoriensystem als Grundlage für Künstliche Intelligenz

Wer menschliche Intelligenz simulieren will, muss begreifen, was diese eigentlich ausmacht. Das systematische Nachdenken darüber geht bis auf die griechischen Philosophen in der Antike zurück. Die hatten sich insbesondere zwei Fragen gestellt. Zunächst: Was ist da?

Um diese Frage zu beantworten, hatte Aristoteles ein Kategoriensystem entwickelt. Das Kategoriensystem umfasste unterschiedlichste Orte, Formen, Substanzen und Zeiten, die gemeinsam das Ganze der Welt abbilden sollten. Daraus



Starke und schwache KI

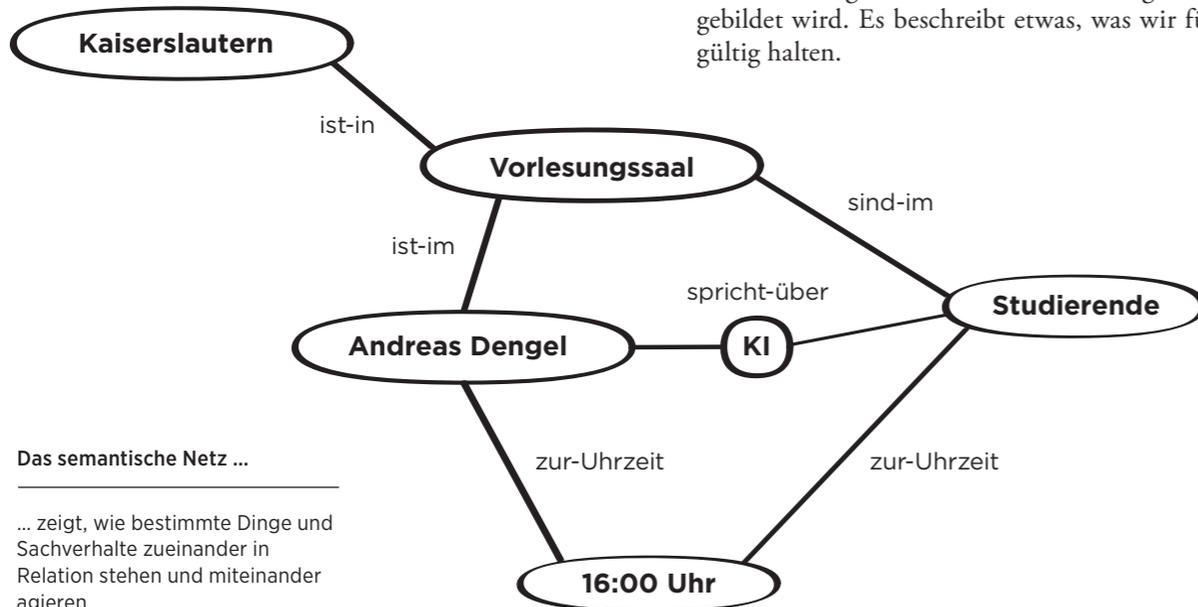
Schwache KI beschränkt sich darauf, menschliches Verhalten zu simulieren; starke KI hat zum Ziel, ein künstliches Wesen zu erschaffen

ergab sich die zweite Frage: Was gibt es zu sagen über die Dinge, die da sind?

Diese Frage richtet sich auf die Eigenschaften der Dinge und ihre Beziehungen untereinander. Das Ziel war es, auf diese Weise ein Modell der Welt zu erstellen. Aus heutiger Sicht könnte man sagen: Aristoteles hat eine Ontologie entworfen, die unterschiedliche Aspekte der Welt beschreibt, sowie ein sogenanntes Prädikationssystem, das Eigenschaften und Zusammenhänge wiedergibt. Auf der Basis ähnlicher Überlegungen entwickeln KI-Forscher heute Computersprachen, um Wissen über die Welt formal zu repräsentieren.

Sie tun es beispielsweise mit sogenannten semantischen Netzen. Ein semantisches Netz besteht, ganz nach der Sichtweise des Aristoteles, aus mehreren Elementen: Orten, Ereignissen, Institutionen oder Personen, die ihrerseits jeweils gewisse Eigenschaften haben. Und sie stehen miteinander in Wechselwirkung, haben also bestimmte Beziehungen zueinander.

Wenn wir beispielsweise anhand eines semantischen Netzes eine Vorlesung beschreiben würden, müssten wir zunächst einmal abbilden, dass Personen in einem Vorlesungssaal zusammensitzen. Der Hochschullehrer als Person befindet sich an diesem Ort, zu einer bestimmten Zeit, und er interagiert mit anderen Personen in bestimmten Zusammenhängen und mit bestimmten Themen. Diese Beschreibung der Vorlesung ließe sich grafisch als Netz mit Knotenpunkten und Verbindungen darstellen. Es heißt »semantisches Netz«, weil es aus Begriffen und ihren Beziehungen untereinander gebildet wird. Es beschreibt etwas, was wir für wahr oder gültig halten.



Das semantische Netz ...

... zeigt, wie bestimmte Dinge und Sachverhalte zueinander in Relation stehen und miteinander agieren

Was wir jetzt also haben, ist eine gültige Beschreibung von Sachverhalten, die wir formal repräsentieren. Eine wichtige Fähigkeit menschlicher Intelligenz besteht nun darin, aus bestimmten Sachverhalten Schlüsse zu ziehen. Also aus bestehendem Wissen neue Kenntnisse zu erzeugen. Anders gesagt: aus einer gültigen Beschreibung neue Beschreibungen abzuleiten, die ebenfalls gelten. Nehmen Sie beispielsweise an, Sie erhalten die Information »Es regnet«, und Sie kennen eine Regel, die besagt: Wenn es regnet, ist es nass. Dann können Sie, ohne dass diese Information explizit vorliegt, schließen, dass die Straße nass ist.

Um zu untersuchen, wie sich derartige Schlüsse automatisieren lassen, hat man sich der Logik bedient, mit der sich Regeln aufstellen lassen. Solche Regeln haben eine allgemeine Form. Sie haben einen Bedingungsteil, also eine Prämisse. Die kann beispielsweise so aussehen: »Wenn A und B vorliegen«. Der Schlussteil, die Konklusion, heißt beispielsweise: »dann gilt auch C«. Die Regel verbindet beide: »Wenn A und B vorliegen, gilt auch C.« Natürlich ist das nur ein ganz einfaches Beispiel, wie im Fall unserer regennassen Straße. Logisches Schließen kann indessen beliebig kompliziert sein und erweitert werden.

Schlüsse in dieser Form zu ziehen ist Teil dessen, was intelligentes Verhalten ausmacht. Lassen Sie uns jetzt zwei Formen des intelligenten Schlussfolgerns betrachten: deduktives und induktives Verhalten. **Deduktives Verhalten** ist genau die Form, die wir gerade beschrieben haben. Es beruht auf Regeln, die auf Sachverhalte angewendet werden, welche als wahr gelten. Die Regeln sagen uns, dass daraus wiederum auf etwas Wahres geschlossen werden kann. Man kann sie als wahrheitserhaltend bezeichnen.

Induktives Verhalten hingegen ist nicht wahrheitserhaltend. Vielmehr sucht es in den Beobachtungen erst nach den Regeln. Sie können zum Beispiel sagen: »Dieser Rabe ist schwarz und jener ist auch schwarz«, und Sie könnten jetzt schlussfolgern, dass alle Raben schwarz seien. Das muss natürlich nicht unbedingt gelten. Aber Sie haben immerhin eine überprüfbare Annahme hergeleitet, Sie induzieren also aus beobachteten Fakten neues Wissen (in diesem Fall eine Hypothese). Dieses Schlussfolgern kann erkenntniserweiternd sein, muss aber nicht unbedingt wahrheitserhaltend sein.

Es gibt KI-Systeme, die dem deduktiven Prinzip folgen, und solche, die dem induktiven Prinzip folgen. Im folgenden Abschnitt lernen Sie ein einfaches Expertensystem kennen, das deduktiv vorgeht. Später werden auch Systeme vorgestellt, die induktiv schlussfolgern.

Ein Expertensystem für Familienbeziehungen

Computerprogramme, die aufgrund einer Wissensbasis Fragen beantworten können, indem sie Schlüsse ziehen, nennt man auch Expertensysteme. Nehmen Sie einmal an, Sie wollten ein Expertensystem entwickeln, das Familienbeziehungen ableiten kann, und Sie hätten einen Text zur Verfügung wie beispielsweise

Fritz ist ein Mann. Fritz hat vier Kinder, seine beiden Töchter heißen Ulrike und Evi, seine beiden Söhne heißen Frank und Matthias.

Nun formen wir den ersten Satz so um, dass ein Computerprogramm ihn lesen kann. Hierzu folgen wir einer bestimmten Notation:

Ist_ein_Mann(Fritz)

Das »Ist_ein_Mann« ist die Eigenschaft, also das Prädikat, und »Fritz« ist eine Konstante (so genannt, weil Fritz immer Fritz bleibt).

Nun der zweite Satz: Fritz hat vier Kinder, seine beiden Töchter heißen Ulrike und Evi, seine beiden Söhne heißen Frank und Matthias. Daraus ergibt sich, dass Ulrike die Tochter von Fritz ist: Das ist die Beziehung, die beide zueinander haben. Formal aufgeschrieben:

Ist_Tochter_von(Ulrike, Fritz)

Das »Ist_Tochter_von« ist die Beziehung, wieder ein Prädikat, und die beiden Konstanten in der Klammer sind die Elemente, zwischen denen die Beziehung gilt (die Reihenfolge ist wichtig).

Solche Beziehungen lassen sich für alle Kinder von Fritz aufstellen, jedenfalls sofern ihr Geschlecht bekannt ist:

Ist_Sohn_von(Frank, Fritz)

oder

Ist_Tochter_von(Evi, Fritz)

Wenn wir weiteres Wissen ableiten wollen, reicht dieser Text aber nicht aus. Dafür benötigen wir deduktive Regeln. Beispielsweise eine Regel für die Großvaterbeziehung zwischen zwei noch nicht feststehenden, sondern uns unbekannt Personen. Um diese Regel aufzustellen, benötigen wir sogenannte Variablen: Platzhalter für Konstanten, also bekannte Personen wie beispielsweise Fritz, Ulrike oder Frank. Die Platzhalter nennen wir X, Y und Z. Die Regel könnte nun lauten: Wenn X ein Sohn von Z ist und Z wieder ein Sohn von Y, dann ist X ein Enkel von Y. Formal notiert sähe das dann so aus:

Ist_Enkel_von(X,Y): -Ist_Sohn_von(X,Z), Ist_Sohn_von(Z,Y)

Das Zeichen »: -« können Sie lesen als: »Ergibt sich aus«.

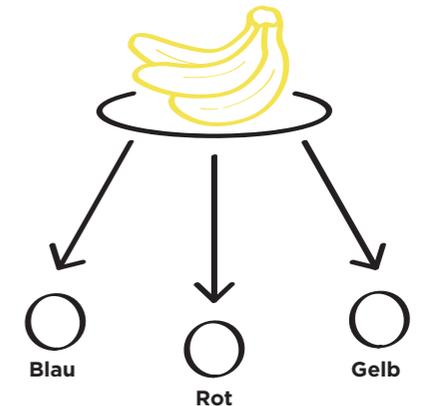
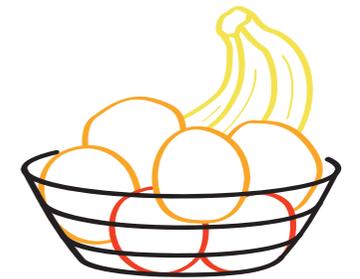
Derartige Regeln mit Variablen lassen sich beliebig kombinieren. Bei ihrer Anwendung werden die Variablen durch Konstanten ersetzt, und dann werden Schlüsse gezogen.

Solche Konstanten müssen nicht bloß Namen sein wie in unserem Beispiel. Sie können auch aus Daten bestehen, die als wahr gelten und mit denen die Variablen (also die Platzhalter) gefüttert werden. Wie zum Beispiel mit den Sensordaten aus einem Automotor, anhand derer ein Diagnosesystem während der Fahrt den Motorzustand überprüfen soll. Die Daten landen in den Variablen des Wenn-Teils, dann werden die Regeln ausgeführt, und wir haben ein Ergebnis. Das wiederum kann in den Prämissenteil einer weiteren Regel Einzug halten. Es können daher mehrere Regeln miteinander arbeiten, bis das System einen Fehler im Motor ausgelesen hat – oder eben keinen. So geht KI. Aber nicht nur so.

Symbolische und subsymbolische KI

Bis hierhin haben wir uns mit klassischen Verfahren der KI befasst. Diese Methodik bezeichnet man auch als **symbolische KI**, weil sie Elemente der realen Welt mit Symbolen beschreibt. Symbolische KI ordnet Gegenständen bestimmte Symbole zu, explizit und nachvollziehbar. Ihre Ergebnisse lassen sich mithilfe der Regeln auf die Wenn-Teile zurückverfolgen, sie ist – im Prinzip! – transparent.

Daneben gibt es die sogenannte **subsymbolische KI**. Deren Verfahren stehen im Mittelpunkt des maschinellen Lernens, das ohne eine symbolisierte Wissensbasis auskommt. Die Systeme der subsymbolischen KI lernen beispielsweise, Dinge zu klassifizieren. Um das besser zu verstehen, betrachten wir jetzt einmal eine Obstschale mit Äpfeln, Apfelsinen und Bananen. Wie lassen sich diese Gegenstände klassifizieren? Beginnen wir mit der Farbe. Apfelsinen sind orange und Bananen gelb, die Äpfel haben von beidem etwas. Nun gut, wenn wir nur Obst klassifizieren möchten und lediglich diese drei Sorten hätten, würden die Farben dafür genügen. Das heißt, dieses eine Merkmal, die Farbe, wäre ausreichend.



Die Systeme der subsymbolischen KI ...

... lernen die Klassifizierung von Dingen nach Eigenschaften – hier wird Obst nach Farben sortiert

Aber die Realität ist vielfältiger als ein Obstkorb. Oft muss ein KI-System mit sehr vielen Eigenschaften hantieren. Ein weiteres Merkmal wäre für die Banane vielleicht die gekrümmte Form, die sie von anderen gelben Objekten unterscheidet. Mithilfe derartiger Merkmale soll das System dann beispielsweise in der Lage sein, auf Bildern mit unterschiedlichen, ebenfalls gelben Objekten die Banane wiederzuerkennen. Außerdem muss so ein System robust sein, und das bedeutet: Seine Klassifizierung sollte nicht von verschiedenen Blickwinkeln auf ein Objekt, wie eine Banane, abhängen. Sie erscheint schließlich nicht immer krumm. Fachlich ausgedrückt: Das Verfahren soll invariant gegen Transformationen sein. Auch andere Störungen müssen abgefangen werden, beispielsweise Unschärfen oder Verzerrungen in Bildern. Das sicherzustellen ist nicht einfach.

Wie kommt man überhaupt auf die richtigen Merkmale, anhand derer ein System Objekte klassifizieren kann? Es gibt ganze Wissenschaftsdisziplinen, die sich mit solchen sogenannten Feature Extractions oder Merkmalsextraktionsverfahren beschäftigen. Die geeigneten Merkmale zu finden, jedenfalls wenn ein Klassifizierungssystem in der realen Welt echte Leistungen erbringen soll, ist ausgesprochen aufwendig. In vielen Fällen stößt diese Methode an Grenzen.

Abhilfe können neue Verfahren schaffen, die **Deep Learning** genannt werden. Es handelt sich um Systeme, denen man nicht eine Vielzahl von Merkmalen beibringen muss, damit sie Objekte sicher klassifizieren können. Man braucht nur noch eine Menge beschrifteter Beispiele, etwa Bilder, die ein Label tragen wie Hund, Katze oder Maus. Mit so einem Datensatz trainiert man nun ein solches System, indem man ihm sagt: Das ist jetzt eine Maus, das ist jetzt eine Katze und dies ein Hund – und das System lernt selbstständig, welche Merkmale wichtig sind, um später diese Tiere voneinander zu unterscheiden. Es geht induktiv vor. Wie das alles funktioniert, davon handelt die folgende Lektion.



Auf den Punkt

- Mit dem Aufkommen der Computer in den Jahren nach dem Zweiten Weltkrieg begann auch das Forschungsgebiet »Künstliche Intelligenz« (KI)
- Intelligenz baut auf der Sinneswahrnehmung auf, besonders auf der visuellen Wahrnehmung
- Man spricht von »schwacher KI«, wenn das Ziel der Forschung darin besteht, menschliches intelligentes Verhalten zu simulieren. »Starke KI« setzt sich zum Ziel, intelligente Wesen zu erschaffen
- Symbolische KI arbeitet mit Zeichen und Regeln, die geistige Vorgänge ausdrücklich (explizit) wiedergeben. Subsymbolische KI überlässt das Erlernen intelligenter Leistungen den Maschinen, die Eigenschaften lernen und implizit repräsentieren

Maschinelles Lernen

Das Gehirn als Vorbild für künstliche neuronale Netze – Von Andreas Dengel

Maschinelles Lernen ist ein Teilgebiet der Künstlichen Intelligenz, auch wenn beide Begriffe im allgemeinen Sprachgebrauch gelegentlich synonym verwendet werden. Wenn wir über KI reden, dann meinen wir oft maschinelles Lernen. Das liegt insbesondere daran, dass entsprechende Systeme in den vergangenen Jahren große Erfolge erzielen, die von den Medien gefeiert wurden – etwa das System Watson, das ein Quizduell gegen menschliche Gegner gewann.

Methoden des maschinellen Lernens werden auf unterschiedlichsten Gebieten eingesetzt. Etwa zur automatischen Erkennung von Objekten in Bildern, in der Spracherkennung, im Entziffern von Handschriften oder in der Übersetzung von Sprachen. Für diese Zwecke nutzt man Computer mit speziellen Lernprogrammen, die mit Daten trainiert werden. Es müssen also nicht wie bei regelbasierten Verfahren für jeden Zusammenhang Regeln im Voraus definiert werden.

Es existieren unterschiedliche Rechenverfahren für maschinelles Lernen. Manche Systeme verwenden hauptsächlich Statistik und Schätzungen, andere beruhen auf erlernten Regeln, wieder andere setzen zum Lernen vor allem künstliche neuronale Netze ein, die den Strukturen unseres Gehirns nachempfunden sind.

In dieser Lektion lernen Sie, wie maschinelle Lernverfahren funktionieren, wie sie trainiert werden können und welche Art von Aufgaben sich mit maschinellen Lernverfahren unter welchen Voraussetzungen lösen lassen.

Drei Formen des maschinellen Lernens

Es gibt unterschiedliche Formen des maschinellen Lernens, die für jeweils andere Zwecke optimal sind. Beim **überwachten Lernen** (Englisch: *supervised learning*) müssen in der Trainingsphase zu den Beispieldaten die richtigen Antworten als sogenannte Labels mitgeliefert werden. Mit ihnen lassen sich während des Trainings falsche Antworten korrigieren, sodass am Ende aus allen Beispielen ein verallgemeinertes Modell gelernt wird.

Findet das Lernen **unüberwacht** statt (*unsupervised learning*), sind solche Labels nicht erforderlich. Die Beispieldaten werden in der Trainingsphase ohne Zusatzinformation in das System eingegeben, das in den Daten Muster entdecken oder Gruppen (*cluster*) von gleichen oder sehr ähnlichen Beispielen zusammenstellen soll. Ein derart trainiertes System lässt sich zum Erkennen von Anomalien einsetzen, etwa in Maschinen- oder Netzwerkdaten. Kommen die Anomalien häufig genug vor, dann kann so ein System sie in Gruppen zusammenfassen.

Mensch gegen Maschine

Die KI AlphaGo gewann 2016 gegen den stärksten Go-Spieler Lee Sedol



Das Potenzial maschinellen Lernens

Eine dritte Form des Lernens ist das **bestärkte Lernen** (*reinforcement learning*). In diesem Fall erhält der Lernalgorithmus gelegentliches Feedback aus der Interaktion mit der Umwelt und lernt daraus, Fehler zu vermeiden und die Erfolgsaussichten des Handelns in verschiedenen Situationen besser einzuschätzen. Häufig wird diese Methode in der Robotik eingesetzt, etwa um Bewegungsabläufe zu erlernen, mit denen die Maschine Objekte ergreifen kann.

Die Fähigkeiten solcher maschinellen Lernverfahren werden oft noch unterschätzt. Denken Sie an das groß angekündigte Duell zwischen AlphaGo und Lee Sedol: ein KI-System gegen den besten menschlichen Go-Spieler. Der Wettkampf fand im März 2016 in Seoul statt. Keiner erwartete einen Sieg der Maschine. Aber AlphaGo gewann mit vier zu eins.

Dass Computersysteme zu solchen Leistungen in der Lage sind, hat mehrere Gründe. Erstens können sie sich auf sehr viele Daten stützen, die digital gesammelt, aufgezeichnet und gespeichert werden. Gewonnen werden die Daten über Sensoren, die in unsere mobilen Endgeräte eingebaut wurden, in Fahrzeuge etwa, oder in Haushaltstechnik, Kraftwerke oder Industrieanlagen. Heute sind unzählige Geräte durch das sogenannte Internet der Dinge miteinander verbunden und erzeugen auf diese Weise gigantische Daten-



Aus Grafikprozessoren ...

... werden heutzutage komplexe Cluster so zusammengebaut, dass ein Computer in einer einzigen Sekunde Milliarden von Rechenoperationen bewältigen kann

sätze. Schätzungen zufolge werden täglich weltweit bis zu 2,4 Trillionen Daten erzeugt. Eine Trillion ist eine Zahl mit 18 Nullen. Unvorstellbar. Die Verfügbarkeit großer Datenmengen hat auch entscheidend zum Sieg von AlphaGo beigetragen.

Zweitens war AlphaGo ein hochtrainierter Spieler. Das System hat das Spiel anhand von 30 Millionen Go-Partien erlernt, die von Großmeistern ausgetragen wurden. In einer zweiten Phase hat AlphaGo dann gegen sich selbst gespielt und sich auf diese Weise weiter optimiert. Das war möglich, weil sein Programm ein sogenanntes tiefes neuronales Netz enthielt: Man kann es sich vorstellen als ein Netz, dessen Knoten unseren Gehirnzellen nachgebildet sind und zwischen dessen Eingabe- und Ausgabeeinheiten tief gestaffelte Schichten dieser miteinander verschalteten

Zellen untergebracht sind; diese Technik wird später noch weiter erläutert.

Die Verfahren des Selbsttrainings gehen Hand in Hand mit dem dritten Faktor: den neuartigen Hardware-Plattformen, die spezielle Architekturen aufweisen, wie sie für derartig tief gestaffelte neuronale Netze benötigt werden. Unternehmen wie Google oder Nvidia bauen heute sehr komplexe Gebilde, oft aus Grafikprozessoren, so zusammen, dass mit einem einzigen Computer bis zu zwei Petaflops an Rechenleistung erbracht werden kann: Das sind 2 mal 10 hoch 15, also zwei Billionen, sogenannte Floating-Point-Operations pro Sekunde. Floating-Point-Operations sind elementare Rechenoperationen wie Addition und Multiplikation, und zwar in der Form, wie sie in Computern dargestellt werden.

Um zu verdeutlichen, was dieser Fortschritt bedeutet: Noch vor sechs Jahren hat man im DFKI (Deutsches Forschungsinstitut für Künstliche Intelligenz) für das Training eines tiefen neuronalen Netzes zur Bildverarbeitung sechs Tage benötigt. Heute braucht man für die gleiche Aufgabe mit modernen KI-Computern von Nvidia nur noch 18 Minuten. Für die Wissenschaft bedeutet das, dass sich mit derart leistungsstarken Maschinen viel mehr interessante Hypothesen prüfen lassen.

Was braucht maschinelles Lernen, und was kann es?

Die Entwicklung maschineller Lernverfahren ist von der menschlichen Fähigkeit inspiriert, aus Beispielen zu lernen. Stellen Sie sich etwa eine große Datenbank mit Katzenfotos vor oder eine mit vielen Wetterdaten oder mit Texten in unterschiedlichen Sprachen. Während einer Trainingsphase wird so ein System mit Beispielen konfrontiert, die jeweils zu ein und derselben Kategorie gehören, und es lernt, die Beispiele derart zu verallgemeinern, dass es später auch Unbekanntes klassifizieren kann. Für dieses Vorgehen müssen die zu verwendenden Beispieldaten bestimmte Voraussetzungen erfüllen:

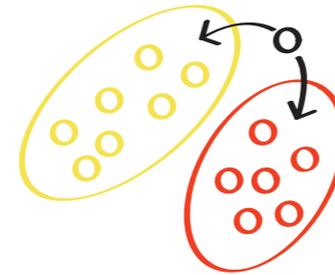
Erstens muss die Datenmenge ausreichend groß sein – in vielen Fällen sogar sehr groß. Zweitens müssen in den Beispieldaten Muster zu erkennen sein, die zu Einteilungen in Kategorien dienen können. Drittens darf für das Erkennen dieser Muster noch keine mathematische Lösung existieren, also etwa eine Formel, die anhand von Merkmalen zwei Klassen sicher voneinander trennt. Denn gäbe es sie, wäre das Lernen ja überflüssig.

Ist eine Datenbasis vorhanden, die diese drei Voraussetzungen erfüllt, stellt sich anschließend die Frage nach der Methodik. Das maschinelle Lernen kennt im Prinzip drei Verfahren: Klassifikation, Clustering und Regression.

Klassifikation bedeutet die systematische Zuordnung von Beispielen zu bereits bekannten Klassen. Diese Klassen müssen klar voneinander abgrenzbar und geeignet sein, in die Daten eine gewisse Grundordnung zu bringen. Die Zuordnung zu einer Klasse beruht auf bestimmten Merkmalen, und die Menge der Klassennamen bildet ein Vokabular. Das sind die sogenannten Labels. In einem Datensatz von Tierfotos zum Beispiel könnte »Katze« ein Label sein und ein anderes »Hund«. Die KI klassifiziert dann Tierbilder anhand dieser Labels.

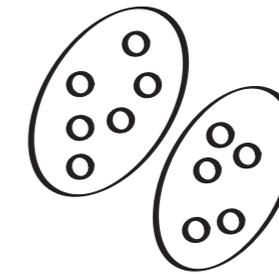
Beim **Clustering** sind die Klassennamen vor Anwendung des Verfahrens nicht bekannt. Stattdessen übernimmt ein Algorithmus die Aufgabe, für eine Menge von Beispielen ein Modell zu konstruieren, das die Elemente der Datenmenge nach Ähnlichkeit beziehungsweise Übereinstimmung von Merkmalen sortiert. Das Ergebnis sind Cluster, also Häufungen ähnlicher Elemente. Diese Cluster können auch als Kategorien verstanden werden, die sich durch bestimmte charakteristische Eigenschaften voneinander unterscheiden.

Regression wiederum sucht einen mathematischen Zusammenhang zwischen zwei Merkmalen. Das Ziel besteht darin, für den Wert einer sogenannten Zielvariable mithilfe einer anderen Variablen eine Vorhersage zu treffen. Nehmen Sie als Beispiel die beiden Variablen Verdienst und Betriebszugehörigkeit. Mittels Regression will man dann herausfinden, ob die Variable Betriebszugehörigkeit erklärt, wie viel eine Person verdient – das wäre dann die Zielvariable. Dabei geht es in der Regel nicht darum, die Zielvariable vollständig zu erklären, sondern zu schauen, ob es einen Einfluss gibt und wie groß dieser ist.



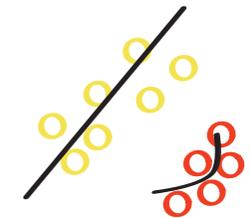
Klassifikation

Die Klassifikation ist die systematische Zuordnung von Beispielen zu bereits bekannten Klassen



Clustering

Beim Clustering werden Elemente nach Ähnlichkeit sortiert



Regression

Die Regression sucht einen mathematischen Zusammenhang zwischen zwei Merkmalen

Traditionelles maschinelles Lernen und tiefe neuronale Netze

Den Unterschied zwischen traditionellen Ansätzen des maschinellen Lernens und den heutigen neuronalen Netzen behandeln wir jetzt am Beispiel der Klassifikation. Sie erinnern sich: Klassifikation ist ein Problem, das man mit überwachtem Lernen löst, indem man einem System durch das Zeigen von Beispielen beibringt, Elemente in vorgegebene Klassen einzuteilen.

Angenommen, wir wollen Bananen von Nichtbananen unterscheiden. Auf den ersten Blick eine einfache Aufgabe. Denn Bananen haben eine besondere Form, die wir als Merkmal heranziehen können. Man kann das Merkmal nutzen und Bananen anhand ihrer Länge und Breite beschreiben. Nichtbananen haben andere Längen und Breiten.

Wir können Länge und Breite auch als zwei Dimensionen verstehen und damit als zwei Koordinaten eines Diagramms. Jedes Objekt nimmt in diesem Koordinatensystem einen Ort ein, definiert durch seine Länge und Breite. Und nun können wir eine Gerade durch diesen sogenannten Merkmalsraum konstruieren, die so verläuft, dass alle Bananen auf der einen und alle Nichtbananen auf der anderen Seite der Geraden liegen. Beide Klassen, also Bananen und Nichtbananen, sind damit, wie man sagt, »mathematisch linear« trennbar.

Eine Gerade ist das Abbild einer sehr einfachen Funktion. Doch die Realität ist komplizierter. Nicht aus jeder Perspektive sieht das Bild einer Banane typisch aus, etwa wenn sie von einem Ende her fotografiert wurde. Die allbekannte Bananenform reicht also als Erkennungsmerkmal nicht aus.

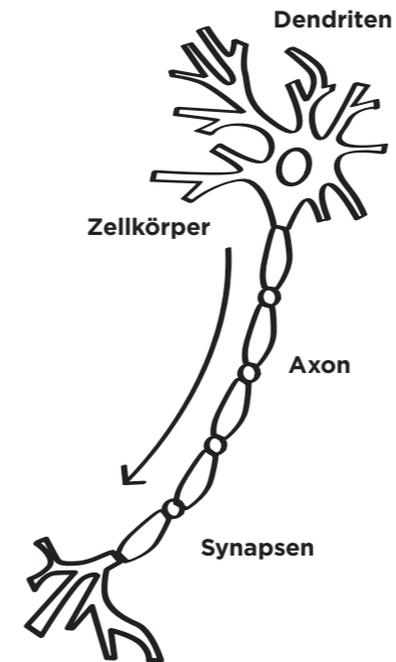
Man braucht noch andere Merkmale – so viele, bis man ein gut funktionierendes Klassifikationssystem erhält. Je mehr Merkmale es sind, umso mehr Dimensionen hat der Merkmalsraum und desto komplexer werden auch die mathematischen Funktionen, die den Merkmalsraum so unterteilen, dass die Klassen sauber voneinander abgegrenzt werden. Daten, die wie in unserem ersten Bananenbeispiel linear trennbar sind, kommen in der Praxis so gut wie gar nicht vor, stattdessen braucht man zur Lösung realer Probleme oft sehr viele Merkmale.

Im Fall des klassischen maschinellen Lernens definiert der Benutzer eines Systems die Merkmale, die es für die Klassifikation braucht. Eine besondere Herausforderung bei der Definition der Merkmale besteht darin, dass sie invariant gegen bestimmte Arten von Transformationen sein müssen. Das bedeutet: Sie müssen stets erkennbar bleiben, auch wenn ein Objekt beispielsweise aus unterschiedlichen Blickwinkeln aufgenommen wird, wie im Fall einer Banane, oder wenn die Daten verschwommen, verrauscht oder unvollständig sind.

Sind die Merkmale festgelegt, kann die Klassifikation gestartet werden. Sind die Merkmale gut gewählt, dann können sie in unbekanntem Daten, beispielsweise in Bildern oder in Datenreihen aus Maschinen, identifiziert und klassifiziert werden, etwa als Banane oder als Funktionsstörung einer Maschine.

Wenn man Funktionen zur Klassifikation entwickelt, die Beispieldaten im Merkmalsraum voneinander trennen, stößt man allerdings an Grenzen, wenn die Merkmale zu speziell oder zu allgemein gewählt sind. In diesen Fällen spricht man von **Over-** oder **Underfitting**, und das Klassifikationssystem kommt zu falschen Lösungen. Overfitting würde beispielsweise bedeuten, dass Bananen nur erkannt werden, wenn sie eine bestimmte Krümmung aufweisen. Underfitting würde auch gelbe Zucchini als Bananen einstufen. Zu solchen Fehlern kommt es insbesondere, wenn die Zahl der Beispiele nicht ausreichend war.

Im Gegensatz zum traditionellen maschinellen Lernen arbeiten Deep-Learning-Ansätze mit Merkmalsräumen, die erst während des Lernens selbst bestimmt werden. Merkmale müssen also nicht vorher festgelegt werden, sondern werden vom Trainingsalgorithmus automatisch angelegt. Die Merkmale, auf denen die Klassifikation in derartigen Systemen beruht, können oft erstaunlich sein, da Maschinen die wirklich relevanten Datenmerkmale in komplexen und sehr großen Datenmengen viel besser erkennen als Menschen. So hat AlphaGo beispielsweise in der zweiten Partie gegen Lee Sedol einen Zug in der Brettmitte gemacht, den alle Experten während der Zugausführung als Fehler ansahen. Dieser Zug hat jedoch zum Gewinn der Partie durch AlphaGo geführt und gehört heute zum Repertoire aller Top-Go-Spieler. AlphaGo hat im komplexen Muster der eigenen und generischen Go-Steine Merkmale gefunden, die bisher unbekannt waren. Wie das? Mithilfe der künstlichen neuronalen Netze.



Die Nervenzelle

Sobald wir etwas wahrnehmen, nimmt die Gehirnzelle über die Dendriten chemische Signale auf und gibt diese als hemmendes oder erregendes elektrisches Signal an den Zellkörper weiter. Bei Überschreitung eines Schwellenwerts sendet der Zellkörper seinerseits einen Impuls an die benachbarten Neuronen weiter.

Künstliche neuronale Netze nach dem Vorbild des menschlichen Gehirns

Jedes Neuron in unserem Gehirn besteht aus mehreren Elementen mit verschiedenen Aufgaben. Zunächst sind da die Dendriten. Das sind dünne, röhrenförmige und sehr verzweigte Verlängerungen des Zellkörpers, über die chemische oder elektrische Signale eingehen. Die kommen über Synapsen benachbarter Neuronen an, das sind gewissermaßen deren Andockstationen. Jedes eingehende Signal wird dann entweder als erregender oder hemmender Faktor an den Zellkörper weitergegeben. Der ist eine Art Schalter: Wenn die Eingabesignale einen bestimmten Schwellenwert überschreiten, sendet der Zellkörper seinerseits ein Signal über das Axon, also den Ausgabekanal. Dieser verfügt wiederum an seinen Enden über Synapsen, um ein Signal an weitere benachbarte Neuronen weiterzugeben.

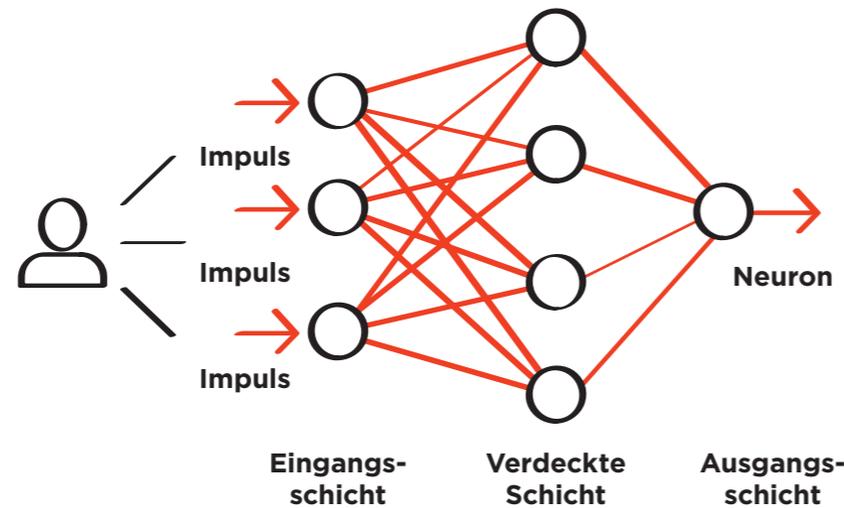
Immer wenn wir etwas wahrnehmen, geben die Neuronen unseres Gehirns zahllose Impulse weiter. Werden Wahrnehmungen wiederholt, entstehen entlang der Verknüpfungen zwischen den Neuronen bestimmte Aktivierungsmuster, die für eine gewisse Zeit Bestand haben. Sie geben uns, grob gesagt, die Möglichkeit, uns zu erinnern, zu assoziieren oder Dinge in der Welt da draußen einzuordnen.

Diesen Ansatz kann man nun auf künstliche Neuronen übertragen, die sich auch mathematisch beschreiben und simulieren lassen. Künstliche neuronale Netze sind in Schichten angeordnet, von der Eingabeschicht bis zur Ausgabeschicht, ähnlich wie dies in unserem visuellen Kortex der Fall ist. Neuronen an einer Eingabeschicht erhalten Impulse von außen, zum Beispiel die Pixel eines Bildes.

Die Impulse werden an Neuronen der nächsten Schicht weitergegeben, dort mittels bestimmter Gewichte verstärkt oder abgeschwächt und mit anderen Impulsen kombiniert,

Künstliche neuronale Netze ...

... sind bestimmten Prozessen im menschlichen Gehirn nachgebildet. Informationen werden als Impulse aufgenommen, an Neuronen der nächsten Schicht weitergegeben und mit anderen Impulsen kombiniert



und so wandern die Gruppen von Signalen durch das Netz. In jedem Knoten des Netzes wird entschieden, ob das Signal weitergeleitet wird oder nicht, ähnlich wie im natürlichen Gehirn. Ist die letzte Schicht erreicht, wird ein Muster ausgegeben, das als Antwort auf die Eingangssignale verstanden werden kann.

Die Kombinationen solcher künstlichen Neuronen können sehr unterschiedlich sein, sie ergeben eine Vielzahl sogenannter Netztypologien, die je nach Problemstellung in der Anzahl von Neuronen pro Schicht und in der Anzahl der Schichten selbst variieren. Genauso unterschiedlich fällt der Grad der Vernetzung von Neuronen zwischen den Schichten aus.

Je tiefer ein Netzwerk ist, je mehr Schichten es also hat, desto mehr Merkmale können gelernt werden. In der Praxis gibt es bereits Netzwerke, die mehrere Hundert Millionen Merkmale lernen können.

Das war auch der Grund, warum AlphaGo in der zweiten Partie den bereits erwähnten unerwarteten Zug gemacht hat, der die Fachwelt so überraschte. AlphaGo konnte einen komplexen Merkmalsraum über viele Schichten in seinem neuronalen Netz so ausnutzen, dass es den Vorteil dieses Zugs erkannte.

Die Merkmale, die in den verschiedenen Schichten gelernt werden, sind unterschiedlich. Während nah an den Eingängen, also vorn, wo die Daten eingespeist werden, noch elementare Charakteristika gelernt werden – wie Ecken und Kanten in einem Bild –, werden dann, je tiefer man in das Netzwerk eindringt, Aspekte zu Merkmalen höherer Formen zusammengefasst, etwa die Ausprägung von Teilen des Gesichts (Nasen, Ohren oder Augen). Je näher man an die Ausgabeschicht kommt, desto zusammenhängender und komplexer werden die Merkmale. Irgendwann werden ganze Gesichter erkennbar.

Das Training neuronaler Netze

Bevor künstliche neuronale Netze in der Lage sind, beispielsweise Bananen zu erkennen, müssen sie dies anhand von Trainingsdaten lernen, wie wir gesehen haben. Gehen wir nun näher auf das überwachte Lernen ein.

Das Training beruht darauf, Ausgabefehler des neuronalen Netzes zu registrieren, also die Differenzen zwischen einem erwarteten und einem tatsächlichen Ergebnis. Die Fehler werden sodann »zurückpropagiert«: Diese sogenannte Backpropagation bewirkt, dass die Klassifizierungslogik im Netz an den richtigen Stellschrauben entsprechend der Fehlergröße verändert wird. Die Stellschrauben sind die Gewichtungen in den Neuronen, die darüber entscheiden, ob Impulse weitergeleitet werden oder nicht.

Nehmen wir beispielsweise wieder an, wir möchten ein künstliches neuronales Netz so trainieren, dass es in der Lage ist, bildlich dargestellte Tiere nach Gattungen zu unterscheiden. Das ist keine leichte Aufgabe, denn wir müssen nicht nur mit vielen individuellen Ausprägungen der verschiedenen Gattungen umgehen, sondern auch mit unterschiedlichsten Ausleuchtungen der Bilder, mit den Körperhaltungen der Tiere, mit Kontrasten, mit Perspektiven, mit Verdeckungen im Bild selbst, wegen derer das Tier nicht ganz erkennbar ist, und schließlich mit komplexen Hintergründen. Da benötigt man schon sehr große Datenmengen, die möglichst viele Beispiele für jede der zu erkennenden Tiergruppen enthalten und ebenso eine hinreichende Zahl von typischen Abwandlungen eines Tierbilds.

Anderenfalls versagt das System. Gibt es zu wenig Beispiele, besteht die Gefahr, dass das System falsch klassifiziert. Man spricht in diesem Fall auch von einem **Data-Bias**. Ein prominentes Beispiel ist ein Vorfall aus dem Jahr 2015, als die Bildverarbeitung von Google eine schwarze Frau als Gorilla



Erschwerte Objekterkennung

Große Datenmengen mit vielen Fallausprägungen sind für den Lernvorgang notwendig, damit das System richtig klassifizieren kann

identifizierte. Das Problem steckt also oft nicht im neuronalen Netz selbst, sondern im Datenmaterial, mit dem das Netz trainiert wurde. Die Datensätze werden eben von Menschen zusammengestellt und sind oft nicht nur zu klein, sondern spiegeln auch Voreingenommenheit und Neigungen derjenigen wider, die die Daten zusammengestellt haben. Über die damit verbundenen Probleme finden Sie mehr in Lektion 10.

Zurück zu unserem Tierbeispiel. Bilder, die wir in ein neuronales Netz eingeben wollen, sind, sofern sie farbig sind, Kombinationen mehrerer Teilbilder, die ihrerseits aus roten, grünen oder blauen (kurz: RGB) Bildpunkten bestehen. Jeder Bildpunkt weist RGB-Intensitätswerte zwischen 0 und 255 auf. Während des Trainings werden diese Werte für jeden Bildpunkt eines R-, G- oder B-Bildes eingegeben, und auf der Ausgabeseite des Systems wacht ein Mensch darüber, ob das Netz die richtige Tiergattung erkannt hat. Zunächst rät das System wild drauflos. Manche Paare aus Eingabe- und Ausgabewert sind gut, andere schlecht, aber aus dem Feedback leitet das System allmählich eine mathematische Funktion her, die sämtliche relevanten Merkmale berücksichtigt, um die Bilder den Tierklassen zuordnen zu können. Mit anderen Worten: Die Maschine lernt.



Auf den Punkt

- Maschinelles Lernen ist ein Teilgebiet der Künstlichen Intelligenz. Computer werden mit Beispieldaten trainiert und finden auf diese Weise Regeln
- In vielen Fällen beruht maschinelles Lernen auf künstlichen neuronalen Netzen, die den Strukturen unseres Gehirns nachempfunden sind
- Für das Training der Computer existieren im Prinzip drei unterschiedliche Verfahren: erstens überwachtes Lernen anhand fertiger Kategorien, zweitens unüberwachtes Lernen, das die Kategorien erst erarbeitet, und drittens bestärktes Lernen, das anhand von Umweltreizen lernt
- Die Fortschritte des maschinellen Lernens beruhen zurzeit besonders darauf, das gigantische Datenmassen verfügbar werden, sowie auf dem rasanten Wachstum der Rechnerleistung

KI im Unternehmen Anwendungen, Strategien und Geschäftsmodelle – Von Richard Socher

In dieser Lektion beschäftigen wir uns mit Künstlicher Intelligenz im Unternehmen. KI geht über die reine Automatisierung bestehender Geschäftsprozesse weit hinaus. Sie führt zu radikalen Veränderungen der Wirtschaft insgesamt. Die meisten Unternehmen werden über kurz oder lang eine Strategie entwickeln müssen, in diesem veränderten Umfeld zu operieren.

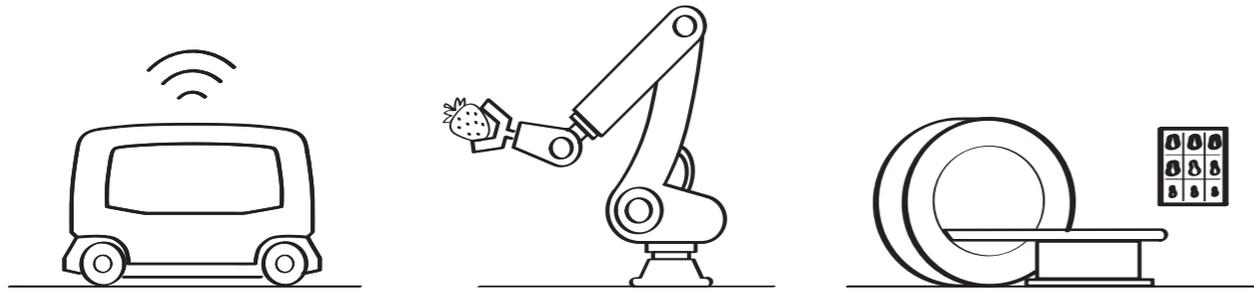
Wie lässt sich KI im Unternehmen einsetzen?

Um diese Frage zu beantworten, sollten Unternehmen sich als Erstes die Frage stellen: Kann KI das eigene Geschäftsmodell grundlegend verändern? Und wenn die Antwort »Nein« lauter: Kann KI das bestehende Geschäft effizienter gestalten?

Jede Industrie wird sich auf unterschiedliche Weise wandeln. Autonome Fahrzeuge dürften beispielsweise die Fahrzeugindustrie stark verändern; in der Landwirtschaft werden Roboter auch schwierig zu pflückende Beeren ernten können, etwa Erdbeeren oder Heidelbeeren; in der Medizin werden mehr und mehr Verfahren der Radiologie automatisiert werden.

Betrachten wir typische Abteilungen eines Unternehmens, etwa den Vertrieb, das Marketing und den Unternehmensservice. Jede Abteilung wird es irgendwann mit KI zu tun bekommen, einige sogar recht bald. Der Vertrieb erhält dann beispielsweise von einem KI-System Empfehlungen dafür, welche Zielgruppen vorrangig anzusprechen sind, um zu einem Vertragsabschluss zu kommen. Die Vertriebler müssen dann ihre Zeit nicht mehr damit verbringen, ungezielt Leute per Telefon oder E-Mail anzusprechen, die kein Interesse an den Leistungen des Unternehmens haben. Das Marketing wiederum kann mithilfe von KI aus dem Netzverhalten potenzieller Kunden Voraussagen darüber treffen, welche Art von Werbung in bestimmten Gruppen gut ankommen wird. Der Service schließlich kann Probleme lösen, bevor sie Schaden anrichten: Er kann zum Beispiel Messdaten von Maschinen mithilfe von KI analysieren und feststellen, dass die Geräte allmählich langsamer werden, was in einigen Monaten dazu führen würde, dass sie komplett ausfallen.

Der derzeitige Einsatz von KI zur Effizienzsteigerung im Unternehmen lässt sich im Wesentlichen in drei Bereiche unterteilen: Personalisierung von Kundenerlebnissen, Automatisierung der gesamten Geschäftsprozesse, Unterstützung von Entscheidungen.



Der Einsatz von KI

Autonome Fahrzeuge, Ernteroboter, medizinische Radiologie: KI hält fast überall Einzug

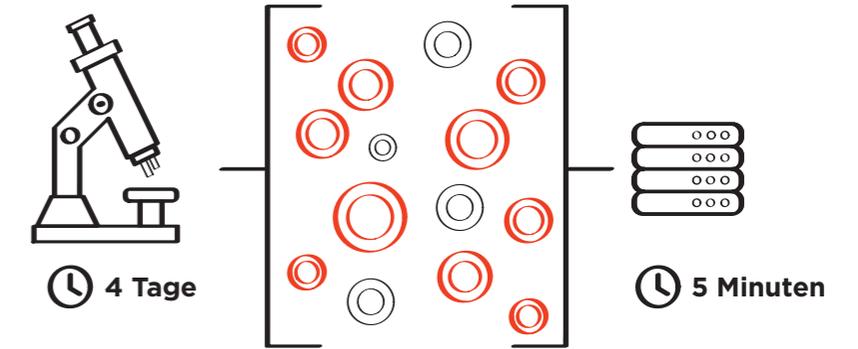
Betrachten wir zunächst die Personalisierung von Kundenerlebnissen. Kunden erwarten unter anderem, dass Suchleisten ihre Gedanken automatisch zu Ende führen oder dass Musik-Apps wissen, welcher Song perfekt zu einer neuen Playlist passt. KI ist der einzige Weg, um diesen immer persönlicheren Service anzubieten. Idealerweise wird er automatisch aufgrund von Geschäftsprozessen gelernt. Dies gilt nicht nur im Endkundenbereich, sondern auch für die Beziehungen zu Businesskunden.

Zweitens die Automatisierung von Geschäftsprozessen. Besonders im Dienstleistungssektor kann KI Aufgaben erledigen, die unter alleinigem Einsatz menschlicher Arbeit wirtschaftlich sinnlos wären, wie zum Beispiel das Verhindern von Kreditkartenbetrügereien. Milliarden von Transaktionen finden täglich statt, und menschlichen Mitarbeitenden wäre es niemals möglich, auch nur annähernd jede betrügerische Transaktion zu entdecken. Mit KI kann dieser Überwachungsprozess aber automatisiert werden. Maschinelles Lernen lässt sich einsetzen, um Trends in Kontodaten zu erkennen, anhand derer kriminelle Aktivitäten identifiziert werden können.

Das Automatisierungspotenzial der Künstlichen Intelligenz, wie sie uns jetzt schon zur Verfügung steht, ist nicht in allen

Das Auszählen ...

... roter und weißer Blutkörperchen in einer Probe mithilfe eines Mikroskops ist mühselig und zeitaufwendig. KI kann diese Arbeit automatisieren und radikal verkürzen



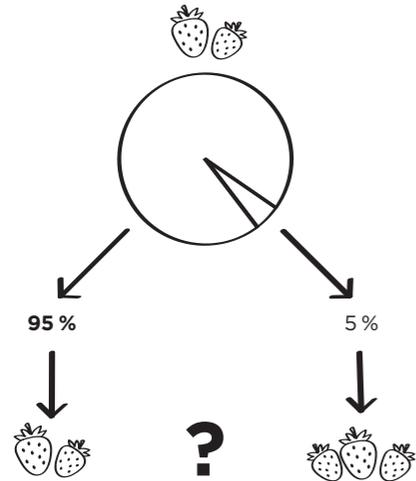
Wirtschaftszweigen gleich groß. In der Textilindustrie oder in der Landwirtschaft lassen sich einige Jobs fast zu 100 Prozent automatisieren. Für fast alle anderen Industrien ist dies nicht der Fall. Hier sehen wir eher ein Optimierung- oder Automatisierungspotenzial zwischen 20 und 30 Prozent.

In der Chemie, im Web-Development oder in der Entwicklung persönlicher Assistenten haben wir wahrscheinlich circa 60 Prozent Arbeiten, die sich zu mindestens 30 Prozent automatisieren lassen.

Der dritte Bereich ist die Unterstützung von Entscheidungen. KI kann die Verkäuferin, den Marketing-Guru, den Lager-techniker, die Geschäftsführerin und auch die Herzchirurgin unterstützen. Maschinelles Bildverstehen erlaubt es in der Medizin zum Beispiel nicht nur, Arbeit zu automatisieren, sondern auch, die Diagnostik zu verbessern. So gibt es einen Test, der rote und weiße Blutkörperchen zählt, das ist wichtig in Fällen von Leukämie und anderen Krebserkrankungen. In der Vergangenheit haben Pathologen manuell Hunderte der kleinen roten und weißen Blutkörperchen in einer Probe gezählt. Diese Arbeit kann mithilfe eines Algorithmus mittlerweile komplett automatisiert werden. Das ist präziser und geht schneller; wo man früher vier Tage warten musste, kommt heute das Ergebnis in fünf Minuten.

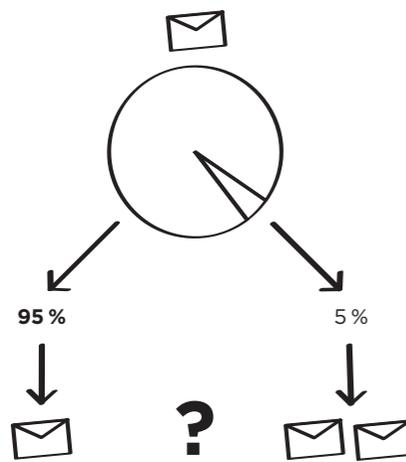
KI im Unternehmen: Welche Strategie ist sinnvoll?

Laut einer Studie des Massachusetts Institute of Technology (MIT) aus dem Jahr 2017 glauben über 84 Prozent der amerikanischen Führungskräfte von Unternehmen, dass KI ihnen helfen werde, einen Wettbewerbsvorteil zu erzielen. Aber nur 38 Prozent der genannten Unternehmen haben eine KI-Strategie. Oft mangelt es am Know-how, es existieren auch Berührungspunkte. Da sind Wissensvermittlung und Aufklärung nötig, von den Fachabteilungen bis zum Management. Auf die Frage nach der Strategie gibt es zwei Antworten. Zum einen muss über die Daten nachgedacht werden (über Datenanalyse, -speicherung und -labelling) und zum anderen über A/B-Tests. Auf beides gehen wir jetzt etwas näher ein.



Die größte Herausforderung für Unternehmen sind die Beschaffung und die Auswahl der Daten, die genutzt werden sollen, um KI-Systeme zu trainieren. Jede KI ist nur so gut wie ihre Trainingsdaten. Facebook und Amazon zeigen, dass richtig große Datensätze unglaubliche Marktvorteile bringen können. Kleineren Unternehmen stehen so viele Daten selten zur Verfügung. Doch auch sie müssen ihre Daten ordentlich speichern und markieren, um sie am Ende nutzbar machen zu können.

Wenn ein Unternehmen beispielsweise die eintreffenden E-Mails von einem Computersystem klassifizieren lassen will, so müssen als Erstes viele Trainingsdaten gelabelt werden: Für jede E-Mail ist anzugeben, ob sie eine positive oder eine negative Kundeninteraktion darstellt. Sobald einige Tausend solcher Beispiele zur Verfügung stehen, kann ein KI-System damit üben und anschließend die Klassifizierung weiterer E-Mails als positiv oder negativ selbst vornehmen. Das lässt sich anschließend alles noch verfeinern, denn die Arbeitsabläufe des Unternehmens erzeugen automatisch weitere Trainingsdaten für die KI.



Eine bewährte Strategie für die Einführung Künstlicher Intelligenz in Unternehmen sind außerdem sogenannte A/B-Tests. Das ist eine sehr simple Idee, die sich vor allem im Endkundenbereich der Google-Suchmaschine durchgesetzt hat. Wenn eine neue Idee ausprobiert werden soll, werden nur rund fünf Prozent der User an die neuen Algorithmen weitergeleitet, die übrigen 95 Prozent der Nutzer erhalten ein Resultat von jener Suchmaschine, die auf der älteren KI beruht. Anschließend können die Leistungen verglichen werden.

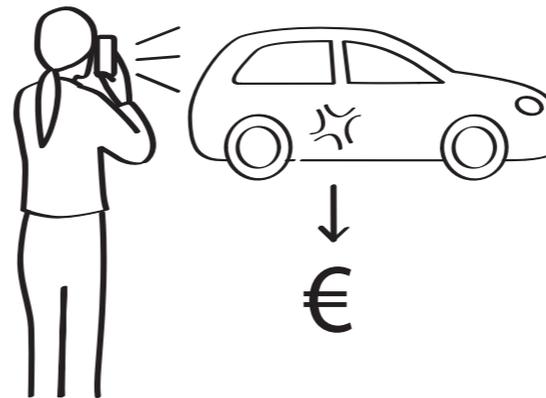
Derartige A/B-Tests lassen sich in viele Arbeitsabläufe integrieren. Wenn beispielsweise ein neuartiger Pflückroboter für die Landwirtschaft zur Verfügung steht, dann ist es klug, ihn zunächst nur auf fünf Prozent der Felder einzusetzen

A/B-Tests ...

... werden eingesetzt bei der Einführung von KI im Unternehmen

und zu prüfen, ob er am Ende wirklich mehr Erdbeeren sammelt. Ein anderes Beispiel: Ein Unternehmen schickt an 95 Prozent der Kunden eine bestimmte E-Mail, fünf Prozent der Kunden erhalten indessen eine anders verfasste E-Mail – und später wird untersucht, welcher Typ E-Mail häufiger von den Kunden angeklickt wird. Diese simple Idee der A/B-Tests lässt sich auf fast alle Industrien anwenden.

In jedem Unternehmen gibt es Aufgaben, die allgemeiner Natur und nicht typisch für die jeweilige Firma sind. Da stellt sich wieder die alte Frage: *make or buy*, also selbst programmieren oder einkaufen. Letztlich muss sich jede Firma über ihre eigene Kernkompetenz Gedanken machen und ihre KI-Experten auf diese Kernkompetenz ansetzen; für andere Probleme kann sie sich auf externe Anwendungen verlassen, man schreibt sich ja auch seine Textverarbeitungsprogramme nicht selbst. In der Versicherungsindustrie zum Beispiel sollten sich KI-Experten darauf konzentrieren, Risiken zu definieren und vorhersagen zu können. Soll jedoch



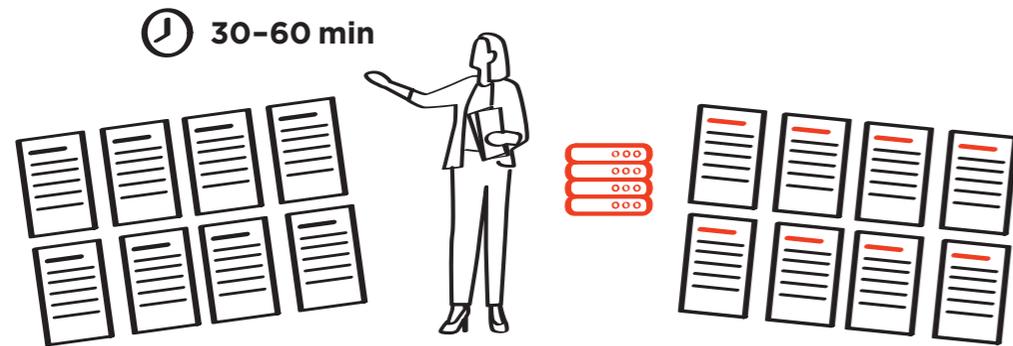
der Kundenservice mit Chatbots automatisiert werden, dann kann man sich eher auf einen externen Anwender verlassen. Die technische Komplexität und die Ressourcen, die erforderlich sind, um eine maßgeschneiderte KI für die individuellen Bedürfnisse eines Unternehmens zu entwickeln, sind für viele, vor allem für kleinere Unternehmen, eine Herausforderung.

Wir haben uns bisher auf den privatwirtschaftlichen Sektor konzentriert. Doch auch dem öffentlichen Sektor bietet KI ein großes Potenzial. Im Bürgerservice, der oft mit Terminanfragen und Auskunftersuchen überlastet ist, könnten KI-basierte Systeme vieles verbessern. Und warum sollte nicht auch die Bundesregierung einen Chatbot einsetzen, um Informationsfragen der Bürger zu beantworten?

Neue Geschäftsmodelle durch Künstliche Intelligenz

KI bietet überdies die Möglichkeit, ganz neue Geschäftsmodelle zu entwickeln. Etwa KI-basierte Terminkalender, die auch Tische im Restaurant reservieren oder Konzerte auswählen. Oder Systeme, die nach einem Autounfall anhand von Fotos eine Schadensanalyse durchführen und die Reparaturkosten sowie den Erstattungsbeitrag der Kfz-Versicherung schätzen.

Ein drittes Beispiel wären die Rechtsanwälte: Viele von ihnen, die in großen Kanzleien arbeiten, verbringen oft 30 bis 60 Minuten täglich nur mit der Protokollierung, mit welchen Kunden sie wie viel Zeit verbracht haben. Auch das ließe sich mithilfe von KI automatisieren, denn geeignete Daten, zumal schriftliche, produziert eine Kanzlei in großer Zahl.



Das Zusammenspiel von Mensch und KI im Unternehmen

KI wird das Schicksal vieler Belegschaften bestimmen, aber auf unterschiedliche Weise. Nehmen wir die drei Bereiche Vertrieb, Service und Marketing. Wenn ein KI-System die Vertriebler um 50 Prozent effizienter sein lässt, wird wohl kein CEO sagen: »Oh, dann lasst uns 50 Prozent weniger Verkäufer beschäftigen, um auf dem alten Stand des Verkaufs zu bleiben.« Stattdessen wird der CEO mit der gleichen Anzahl von Verkäufern die Vertriebszahlen verdoppeln wollen. Im Servicebereich ist die Lage anders. Wenn KI 50 Prozent aller eintreffenden Serviceanfragen mit hoher Kundenzufriedenheit automatisch beantworten kann, dann werden wahrscheinlich viele CEOs darauf hoffen, dort Personalkosten einzusparen. Also müssen sie sich um ihre Servicebelegschaft Gedanken machen, sie am besten für Neues qualifizieren. Im Marketing wiederum dürften neue Jobs entstehen, denn Mitarbeitende, die KI verinnerlicht haben, werden in der Lage sein, unzählige sehr genau personalisierte Marketingkampagnen zu starten.

Menschen, die mit KI-Maschinen zusammenarbeiten sollen, benötigen allerdings geeignete Aus- und Weiterbildung. Inhalt einer solchen Ausbildung muss insbesondere Daten-

kompetenz sein: zu wissen, wie man Daten speichert, wie man sie zusammenführt, wie man sie labelt, wie man sie am Ende mit KI nutzt – und wie man A/B-Tests durchführt.

Unternehmen müssen außerdem über ihre Verantwortung für den Einsatz von KI nachdenken. Wie sicher sind die Daten, wird die Privatsphäre geachtet, und wie kann verhindert werden, dass KI bei Vorhersagen keine schädlichen Verzerrungen oder Diskriminierungen hervorruft? Wie halten wir die Menschen darüber auf dem Laufenden, dass, wie und warum KI Entscheidungen trifft? Mehr zu diesem Thema erfahren Sie in der Lektion zum Thema Ethik und KI.

Insgesamt sind Vertrauen und Transparenz die Grundlage für den Erfolg von Technologien insgesamt, das gilt auch für KI – sowohl innerhalb des Unternehmens als auch in seinen Außenbeziehungen.



Auf den Punkt

- KI führt zu radikalen Veränderungen der Wirtschaft. In dieser Lektion wurden einige Beispiele vorgestellt
- Die meisten Unternehmen werden sich über kurz oder lang Strategien zurechtlegen müssen, wie sie in diesem veränderten Umfeld operieren
- Die Basis jeder KI-Strategie eines Unternehmens ist sein bewusster und systematischer Umgang mit den Daten
- Eine einfache und pragmatische Strategie sind die sogenannten A/B-Tests
- Die Auswirkungen auf die verschiedenen Unternehmensabteilungen und ihre Belegschaften werden unterschiedlich sein; damit KI-Technologien im Unternehmen angenommen werden, muss ihr Einsatz transparent und fair sein

Intelligente Roboter

Einsatzfelder autonomer Systeme – Von Elsa Andrea Kirchner

Braucht Robotik Künstliche Intelligenz? Spontan würden Sie vermutlich »Ja« sagen. Sicherlich kennen viele von Ihnen menschliche Roboter aus Science-Fiction-Filmen. Dieses Bild prägt die verbreitete Vorstellung von hochintelligenten Robotern. Aber ist es ein richtiges Bild? Was macht einen Roboter überhaupt aus, und was sind seine Aufgaben?

Alle Roboter sind Maschinen. Vor dem Aufkommen des Worts Roboter wurden solche Maschinen Automaten oder Halbautomaten genannt. Der Begriff Roboter leitet sich von *robota* aus dem Tschechischen ab und bedeutet »Frondienst«. Ein Roboter soll also für uns arbeiten und das tun, was wir wollen. Tatsächlich aber sind nicht alle Roboter intelligent. Generell kann man sagen, dass die Notwendigkeit von Künstlicher Intelligenz mit dem Grad der Autonomie eines Roboters zunimmt.

In dieser Lektion betrachten wir, was ein Roboter eigentlich ist, was Künstliche Intelligenz zu autonomen Robotern beiträgt, ob es wahre Intelligenz in Robotern tatsächlich gibt oder geben kann – und ob sie überhaupt sinnvoll wäre.

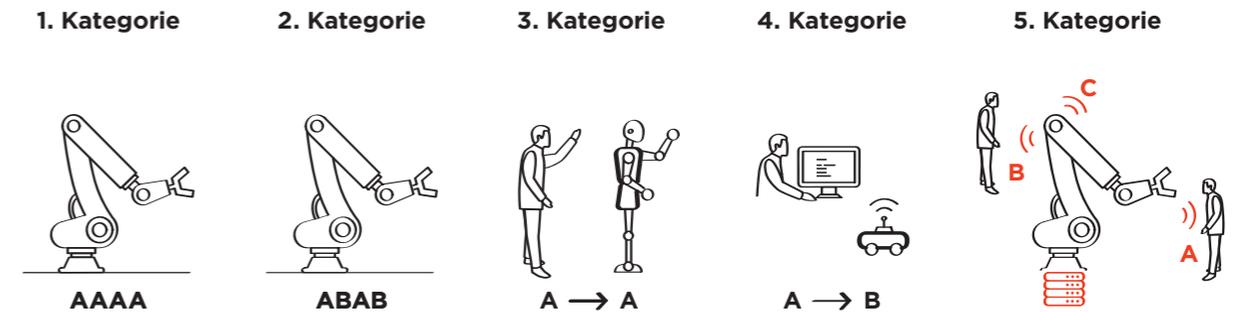
Was ist ein Roboter?

Da Roboter dem Menschen körperliche Arbeit abnehmen sollen, werden nur solche Maschinen als Roboter bezeichnet, die physische Arbeit verrichten. Sie interagieren also mit der Umgebung oder dem Menschen. Computerprogramme, die automatisch sich wiederholende Aufgaben abarbeiten, sogenannte Bots, sind im strengen Sinne keine Roboter.

Roboter sind nach einer Definition des Robotics Institute of America Mehrzweck-Handhabungsgeräte. Sie können nicht bloß eine einzige Aufgabe erfüllen, sondern lassen sich an unterschiedliche Aufgaben anpassen. Grundlagen für ihren universellen Einsatz sind ihre Programmierbarkeit und der Umstand, dass sie sich mit einer Vielzahl von Werkzeugen wie zum Beispiel unterschiedlichen Greifern ausrüsten lassen. Für ihre Einstufung als Roboter ist es nicht so relevant, ob sie ortsfest arbeiten oder mobil sind.

Welche Roboter gibt es?

Roboter lassen sich unterschiedlichen Kategorien zuordnen. Im Folgenden wird es um die Kategorisierung nach Fertigkeiten gehen, die auf der Definition der Japanese Industrial Robot Association beruht und aus der man auch ersehen kann, wo überhaupt KI in der Robotik zum Einsatz kommt.



Diese Kategorien bieten außerdem einen guten Überblick, welche unterschiedlichen Roboter es gibt.

Roboter werden danach unterteilt, wie einfach sich ihr Aktionsablauf an neue Aufgaben anpassen lässt oder ob sie sich sogar eigenständig anpassen. Sogenannte **manuelle Manipulatoren**, die lediglich von ihrem Bediener bewegt werden, zählen nicht dazu, sie sind keine Roboter. In der ersten, einfachsten Kategorie finden wir **Roboter mit festem Arbeitsablauf**, die sich nur mit sehr hohem Aufwand manuell durch den Menschen anpassen lassen. Hier tut der Roboter stets dasselbe, etwa in einer klassischen Autoproduktionsstraße, wo ein Roboter mit höchster Genauigkeit immer die Schweißnaht A und ein anderer immer die Schweißnaht B setzt. Die zweite Kategorie sind **Roboter, die eine Anzahl bestimmter Arbeiten in variabler Folge verrichten können**. Sie lassen sich einfacher an neue Arbeitsabläufe anpassen. **Playback-Roboter** bilden die dritte Kategorie. Ihre Bewegungsabläufe werden durch einen Bediener vorgeführt und abgespeichert. Danach können diese beliebig oft wiederholt werden. Mit dieser Methode kann zum Beispiel ein Roboter, der einen Schlaganfallpatienten bei der Bewegung seines gelähmten Arms unterstützt, sehr einfach programmiert werden. Dafür muss der Therapeut nur den Roboter zusammen mit dem Arm des Patienten bewegen, sodass der Roboter sich die Bewegung merken kann.

In der vierten Gruppe finden wir die sogenannten **numerisch gesteuerten Roboter**. Für sie entwirft der Bediener ein Computerprogramm, das den Bewegungsablauf definiert. Die fünfte Kategorie bilden sogenannte **intelligente Roboter**. In dieser Roboterklasse befinden sich Geräte, die ihre Umgebung über Sensoren wahrnehmen und deren Daten dann mithilfe von Modellen und Algorithmen interpretieren. Sie können eine Aufgabe auch dann lösen, wenn sich in der Umwelt etwas verändert hat. Sie passen ihr Verhalten eigenständig an und erwerben damit mehr Fertigkeiten.

Wie viel Intelligenz ein Roboter benötigt, hängt von seinen Aufgaben ab. Der Einsatz in Gebieten beispielsweise, die für den Menschen unzugänglich oder unbekannt sind, verlangt mehr KI als die meisten wohldefinierten Industrieanwendungen in der Produktion oder Logistik. Ein anderes Beispiel sind komplexe Laufroboter mit vielen Beinen, die ebenfalls KI brauchen, denn die Koordination aller Beine miteinander, zumal auf wechselndem Terrain mit Hindernissen, lässt sich nicht mehr im Detail programmieren – sie muss gelernt werden. Erst recht, wenn mehr Beine im Spiel sind, sechs zum Beispiel oder gar acht.

Die meisten Roboter werden immer noch als vorwiegend **ortsfeste Systeme** in der Produktion eingesetzt. Es kommen die **mobilen Roboter** für den Gütertransport hinzu.

Fast alle heutigen Industrieroboter sind letztlich Automaten, die eine bestimmte Bewegung mit immer gleicher Präzision fast beliebig oft ausführen können. Diese Bewegung ist in der Regel fest programmiert und nur zum Teil beeinflussbar durch die Umgebung. Man kann hier lediglich eingeschränkt von intelligenten Systemen sprechen.

Jede Änderung im Produktionsablauf stört derartige Roboter. Um diese einzusetzen, muss man die Arbeitsprozesse deshalb stark standardisieren. Für jede Änderung in der Produktion müssen neue Produktionsstraßen aufgebaut und die Roboter aufwendig angepasst werden. Die Roboter sind in Käfigen untergebracht, denn sie können schon aus Sicherheitsgründen nicht mit Menschen zusammenarbeiten.

Sie können sich nicht spontan an Änderungen anpassen oder gar lernen, mit Unsicherheiten umzugehen. Die Folge ist eine recht starre Produktionsweise. Starre Abläufe widersprechen jedoch den heutigen schnellen Produktzyklen und der vom Markt geforderten Individualisierung der Produkte. Neue Ansätze in der Industrie bauen daher auf den Einsatz von flexiblen Robotern, deren Verhalten weniger strikt vorgeschrieben ist.

Roboter zu entwickeln, die sich eigenständig anpassen, verlangt allerdings einen hohen Aufwand. Außerdem bringt die eigenständige Anpassung von Robotern auch Risiken mit sich: Man kann dann nicht mehr zu jedem Zeitpunkt vorhersagen, wie sich der Roboter verhalten wird.

Ein weiterer Trend der Industrierobotik ist die Vernetzung und Kommunikation flexibler Maschinen untereinander, ja ganzer Fabriken. Man spricht in diesem Zusammenhang auch von Industrie 4.0.

Aber wie macht man Roboter flexibel? Grundsätzlich gilt: Die Veränderung im Verhalten kann entweder anhand von Regeln erfolgen oder muss vom System erlernt werden. Beides erlaubt eine flexible Produktion und die Zusammenarbeit der Maschine mit dem Menschen.

Was sind wahrhaft intelligente Roboter?

Alan Turing, Begründer der theoretischen Grundlagen der modernen Computertechnologie, hat bereits in seinem 1948 bis 1950 geschriebenen Aufsatz zur Theorie der KI den Schluss gezogen, dass es keine systematisch-mathematische Beschreibung von Intelligenz geben könne. Deshalb ließe sich Künstliche oder maschinelle Intelligenz nur durch einen permanent wiederholten Prozess erreichen, der die Nachbildung kognitiver Fähigkeiten mittels Maschinen Schritt für Schritt verbessert.

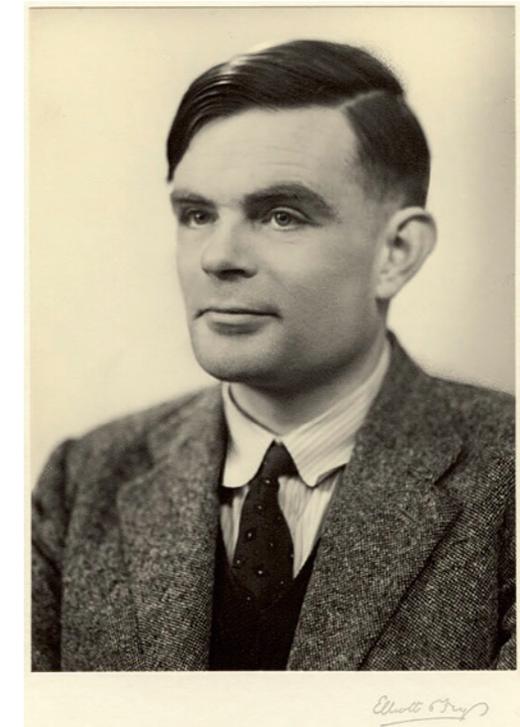
Diesen »iterativen« Prozess beschreiben wir heute mit dem Begriff des maschinellen Lernens, den wir bereits in Lektion 2 näher erläutert haben. Menschen lernen aufgrund ihrer Erfahrungen, und sie können diese Erfahrungen untereinander auch austauschen. In abgewandelter Form ist das innerhalb von Robotergruppen ebenfalls möglich. Was ein Roboter gelernt hat, stellt er dann beispielsweise über eine Cloud weiteren Robotern zur Verfügung, mitunter sogar in Echtzeit. Dies ist am einfachsten, wenn die Roboter baugleich sind. Aber auch unterschiedliche Roboter können einander ihre Fähigkeiten weitergeben. Dieser Ansatz lässt sich mit anderen Lernverfahren kombinieren.

Allerdings wird selbst der Einsatz fortschrittlichster maschineller Lernverfahren nicht zwangsläufig wahre Intelligenz schaffen, denn dafür müssten sich Roboter wie Menschen verhalten. Auf dieser Überlegung beruht der sogenannte Turing-Test, der einem System gleichwertiges Denkvermögen wie einem Menschen bescheinigt, wenn jemand, der diesem System Fragen stellt, nicht mehr entscheiden kann, ob sein Gegenüber ebenfalls ein Mensch ist oder eine Maschine.

Sieht man es so, wären einige Dialogsysteme, die heute in Callcentern verwendet werden, bereits Systeme mit wahrer Intelligenz. Für einen Gesprächspartner dieser Systeme ist es fast unmöglich zu entscheiden, ob er mit einem Menschen oder einer KI spricht. Dennoch, sie kopieren nur einen schmalen Ausschnitt menschlichen Verhaltens.

Wahre Intelligenz ist auch fähig, sich eigene Ziele zu setzen. Es ist fraglich, ob Roboter mit solcher wahren Intelligenz jemals entwickelt werden können – und ob man es tun sollte, denn wer weiß, welche Ziele sie sich setzen würden. Vielleicht würde dann die Beschreibung des Roboters als eine Maschine, die den Menschen Arbeit abnimmt, nicht mehr zutreffen.

Mit im umfassenden Sinne intelligenten Robotern befasst sich die heutige Wissenschaft indes nur theoretisch und um zu klären, was Intelligenz ist. Die angewandte Forschung konzentriert sich auf Roboter, die in eingeschränkter Weise autonom agieren und sich flexibel anpassen können, um in unbekannter Umgebung zurechtzukommen. Solche Roboter können sich auch auf den Menschen einstellen, um mit ihm zu kooperieren oder ihn besser zu unterstützen.



Alan Turing ...

... erfand den Turing-Test:
Ein Computer sei dann intelligent,
wenn wir ihn von einem Menschen
nicht unterscheiden können



William Grey Walter ...

... baute mit seinen Schildkröten die ersten autonomen Roboter, die »Machina Speculatrix«. Er nannte sie »Elmer« und »Elsie«

Was macht einen Roboter autonom?

Zu den ersten autonomen Robotern zählten die dreirädrigen Tortoises, also Schildkröten, von William Grey Walter. Das war ein britischer Neurophysiologe und Pionier auf dem Gebiet der Kybernetik. Seine Schildkröten waren kleine Roboter ohne Computertechnologie, rein analog aufgebaut. Sie reagierten auf Licht und konnten selbstständig den Weg zu ihren elektrischen Ladestationen finden. Lernen konnten sie nicht. Aber William Grey Walter zeigte mit ihnen, dass schon mithilfe einfachster Elektrik, die der Verschaltung weniger Neuronen entsprach, komplexes Verhalten entstehen kann.

Das Hauptmotiv für die Entwicklung autonomer Roboter war lange Zeit deren Einsatz in Umgebungen, die für den Menschen gefährlich oder unzugänglich sind. Heute werden derartige Systeme etwa für die Inspektion von Staumauern unter Wasser oder die Erkundung ferner Planeten oder Monde, verseuchter Umgebungen, Vulkane oder bei Katastropheneinsätzen eingesetzt.

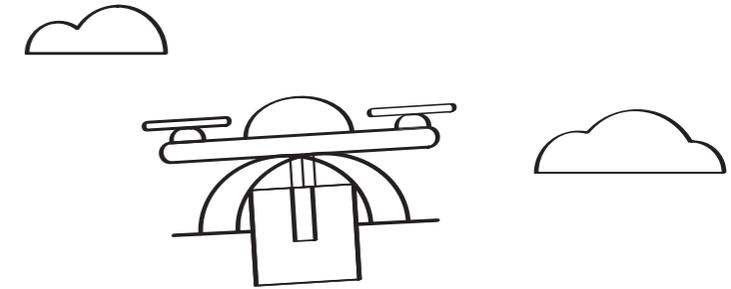
Ihnen sind sicherlich die Mars-Rover »Spirit« und »Opportunity« bekannt. Viel Autonomie ist bei Raumfahrtmissionen oft gar nicht erwünscht, doch die Mars-Rover »Spirit« und »Opportunity« sind zumindest so weit autonom, dass sie vorgegebene Ziele eigenständig erreichen können und Hindernissen ausweichen. Der Mensch muss jedoch immer noch Zielkoordinaten eingeben. Auch hier definiert das System sein Ziel also nicht eigenständig.

Sie alle kennen aus der Presse bestimmt auch die Experimente mit autonomen Autos, doch schon heute besitzen fast alle Neuwagen einen gewissen Grad an Autonomie. So können sie eigenständig die Spur halten oder den Abstand zum vorausfahrenden Auto wahren. Paketdrohnen oder Lastenroboter für die Post und die Feuerwehr sind weitere

Beispiele für autonome Systeme. Diese können dem Menschen eigenständig folgen.

Sehr einfache autonome Roboter finden wir heute außerdem zu Hause, wie Rasenmäh-, Staubsauger- und Fensterputzroboter. Diese Systeme sind mitunter recht dumm und wissen nur, dass sie gesetzte Grenzen nicht überfahren sollen oder wann ihr Akku leer ist und wie sie die Ladestation finden. Es gibt allerdings auch schon Putz- und Rasenmäherroboter, die sich eine Karte erarbeiten und auf deren Basis dann nicht mehr willkürlich im Raum herumfahren.

Die Programmierung autonomer Roboter ist oft implizit: Es wird nicht mehr jedes Detail vorgegeben. Einige Teilaufgaben können erlernt werden. Soll zum Beispiel ein Roboter ein Werkstück in eine Form einsetzen, wird bei impliziter Programmierung bloß noch die Aufgabe selbst vorgegeben: Passe das Werkstück ein. Der Roboter muss selbst erkennen, was das Werkstück ist und wie dieses in die Form passt. In klassischen Industrieanwendungen hingegen wäre die Position des Werkstücks in Koordinaten definiert, ebenso vorgegeben wäre die Ausrichtung des Werkstücks und auch, auf welchem Weg es zu einem numerisch definierten Ort bewegt werden muss. In diesem Fall wäre die Programmierung also explizit, da alle Ortskoordinaten ausdrücklich gegeben sind. Aus diesem Grund muss so ein Roboter seine Umwelt im Prinzip überhaupt nicht wahrnehmen. Ändert sich etwas in der Umgebung, würde der Roboter dies nicht



bemerkten. In der Kfz-Montage kam es schon vor, dass so ein Roboter versuchte, durch den geschlossenen Kofferraum hindurch ein Ersatzrad zu montieren – zuvor hatte eine Störung verhindert, dass der Kofferraum geöffnet wurde.

Eine komplexe Aufgabe wie die Entwicklung autonom agierender Roboter lässt sich nur mithilfe der Methoden und Ansätze unterschiedlicher Forschungsdisziplinen lösen – auch biologischer. Alle uns bekannten Methoden des Lernens und des autonomen Verhaltens haben schließlich Parallelen in der Menschenwelt und im Tierreich. In den jungen Jahren unseres Forschungsgebiets war es typisch, dass die führenden Wissenschaftler auf dem Gebiet der Künstlichen Intelligenz oder Kybernetik zugleich auf den Gebieten der Verhaltensbiologie, Neurobiologie, Psychologie oder verwandter Disziplinen forschten.

So war beispielsweise William Grey Walter, der bereits erwähnte Erfinder der Schildkröten-Roboter, nicht nur einer der Gründer der Kybernetik, sondern auch Begründer des Burden Neurological Institute, eines international bekannten Forschungszentrums für Neuropsychiatrie. Hier arbeitete er unter anderem auf dem Gebiet der Elektroenzephalografie und entwickelte das erste Gerät zur Aufzeichnung von Gehirnwellen.



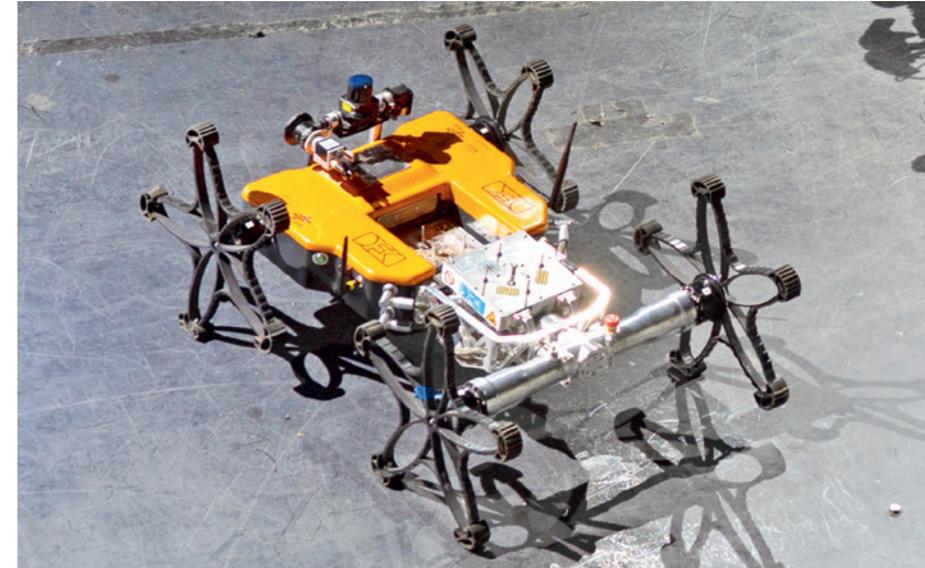


Der RoboCup ...

... ist ein jährlich stattfindender Wettbewerb mit dem Ziel, die Wissenschaft der Robotik zu fördern

Heute sind es ebenfalls oft interdisziplinäre Teams, die autonome Roboter entwickeln. Informatiker aus fast allen Gebieten der KI, die sich beispielsweise mit Bilderkennung, Spracherkennung, Multiagentensystemen, Lernen oder Planen beschäftigen, arbeiten zusammen mit Elektrotechnikern, Maschinenbauern, Mathematikern, Kognitionswissenschaftlern, Psychologen und Biologen. Jedes Forschungsgebiet hat seine Sichtweise, man ist sich also nicht immer einig. Neurowissenschaftler beispielsweise argumentieren oft, dass nur analoge Prozesse die Funktion des menschlichen Gehirns abbilden können. Schon früh jedoch sahen einige Pioniere der Informatik wie Alan Turing und John von Neumann in digitalen Rechenmaschinen die Zukunft Künstlicher Intelligenz.

Auch auf dem Gebiet der digitalen Intelligenz konkurrieren Forschungsrichtungen miteinander. Wie gut die unterschiedlichen Ansätze sind, wird oft in Wettkämpfen bestimmt, in denen Teams mit teils einfachen, teils hochkomplexen Robotern gegeneinander antreten. Ein bekannter Wettkampf ist die Weltmeisterschaft im Roboterfußball, dem sogenannten RoboCup. Dieser findet seit 1997 regelmäßig statt.



Das System »Coyote«

Die sternförmigen Beine des Roboters sind eine Kombination aus Bein und Rad, um ständigen Kontakt zum Boden zu haben und somit auch auf unebenem Untergrund voranzukommen

Anforderungen an das Design autonomer Roboter

Bisher haben wir über die Software von autonomen Robotern gesprochen und darüber, unter welchen Umständen KI Autonomie unterstützt oder möglich macht. Roboter sind jedoch auch Hardwaresysteme, und es stellt sich die Frage, was die Anforderungen an den Körper des Roboters sind und wie diese die Anforderungen an die maschinelle Intelligenz mitbestimmen.

Damit ein Roboter autonom agieren kann, sollte sein Körper generell robust und an die Umgebung angepasst sein. Ein Beispiel für optimale Anpassung an die Umgebung ist das kombinierte Rad-Bein-Design der Roboter »Coyote« und »Asguard«, mit dessen Hilfe sie unterschiedliche Böden und Hindernisse bewältigen können. Hier liegt die Lösung im

Design der Hardware. Andere Lösungen basieren hingegen auf Software, etwa auf der Berechnung der Fußpunkte für eine optimale Stabilität des Roboters.

Je komplexer der Körper eines Roboters ist, desto schwieriger ist es, sein Verhalten zu berechnen. Die Berechnungen werden schnell zu umfangreich und dauern zu lange. Und wieder heißt die Lösung: lernen. So kann zum Beispiel optimales Laufverhalten in Abhängigkeit von der Steigung des Geländes erlernt werden oder auch die Stabilität auf rutschiger Oberfläche.

Generell gilt: Je höher die Anforderung an den Roboter, sich anzupassen, desto mehr Sensorik benötigt er. Mithilfe einer hohen Anzahl an Sensoren kann zum Beispiel das richtige Abrollverhalten eines komplexen Fußes bestimmt werden. Umfangreiche Sensorik ist auch notwendig, um einem Lernverfahren Feedback zu geben, also um ihm mitzuteilen, ob ein Verhalten gut war oder nicht. Sensoren erlauben außerdem die Unterscheidung von Oberflächen. Beispielsweise kann aus den Daten, die Sensoren im Fuß aufnehmen, gelernt werden, zwischen Sand, Gras und Asphalt zu unterscheiden.

Außer dem eigentlichen Körper benötigt ein Roboter also auch Sensoren und deren Verarbeitungselektronik, um sich autonom verhalten zu können. Die Sensoren erfassen nicht nur Daten aus der Umwelt des Roboters, wie zum Beispiel Schall, Licht, Gaskonzentration oder Kontakt, sondern zudem Daten aus seinem Inneren, wie etwa die Lage des Körpers, die Geschwindigkeit des Roboters oder die Anzahl von Radumdrehungen.

Je mehr Sensordaten zu verarbeiten sind, desto umfangreicher werden die dazu notwendigen Programme und Speicherkapazitäten. Systeme, die nur zentrale Speicher und Recheneinheiten kennen, sind dafür irgendwann zu langsam. Daher wird eine Vielzahl von Daten heute dezentral verarbeitet, sozusagen über den Roboterkörper verteilt. Nur dort, wo es wirklich nötig ist, werden bereits bearbeitete Daten dann an die zentrale Datenverarbeitungseinheit weitergeleitet. Auch diese Organisation der Datenverarbeitung und -verteilung kann maschinell erlernt werden. Allein schon, um die Unmengen von Daten überhaupt handhaben zu können, wird sehr oft KI im Roboter eingesetzt.



Auf den Punkt

- Roboter sind digital gesteuerte Maschinen, die physische Arbeit verrichten. Computerprogramme, die automatisch sich wiederholende Aufgaben abarbeiten, sogenannte Bots, sind im strengen Sinne keine Roboter
- Roboter können nicht bloß eine einzige Aufgabe erfüllen, sondern lassen sich an unterschiedliche Aufgaben anpassen. Grundlagen für ihren universellen Einsatz sind ihre Programmierbarkeit und der Umstand, dass sie sich mit einer Vielzahl von Werkzeugen wie zum Beispiel unterschiedlichen Greifern ausrüsten lassen
- Intelligente Roboter nehmen ihre Umgebung über Sensoren wahr und interpretieren deren Daten mithilfe von Modellen und Algorithmen. Sie können eine Aufgabe auch dann lösen, wenn sich in der Umwelt etwas verändert hat
- Die Veränderung im Verhalten eines Roboters kann entweder anhand von Regeln erfolgen oder muss vom System erlernt werden
- Wahre Intelligenz ist auch fähig, sich eigene Ziele zu setzen. Es ist fraglich, ob Roboter mit solcher wahren Intelligenz jemals entwickelt werden können – und ob man es tun sollte, denn wer weiß, welche Ziele sie sich setzen würden
- Mit im umfassenden Sinne intelligenten Robotern befasst sich die heutige Wissenschaft nur theoretisch und um zu klären, was Intelligenz ist. Die angewandte Forschung konzentriert sich auf Roboter, die in eingeschränkter Weise autonom agieren und sich flexibel anpassen können, um in unbekannter Umgebung zurechtzukommen. Solche Roboter können sich auch auf den Menschen einstellen, um mit ihm zu kooperieren oder ihn besser zu unterstützen

Zusammenarbeit von Menschen und Robotern

Interaktion und Sicherheit – Von Elsa Andrea Kirchner

Ein Anwendungsgebiet, das kaum ohne KI auskommt, ist die Mensch-Maschine-Interaktion. Wird eine Maschine einfach nur bedient, ist die Intelligenz zumeist eindeutig verteilt: Sie liegt beim Menschen. Wir kennen die Regeln und verstehen, wie wir uns der Maschine mitteilen können. Wir wissen, wie wir einen Text mit der Tastatur schreiben, einen Drucker starten oder die Mikrowelle bedienen.

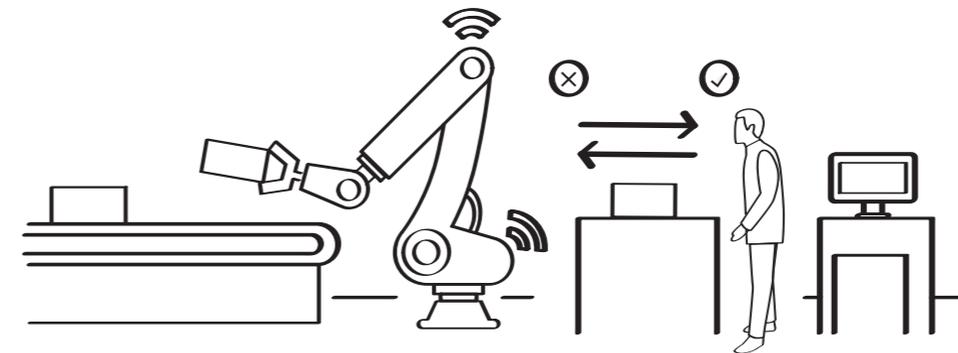
Interaktion aber ist etwas anderes. Sie ist Wechselwirkung. Ein Gespräch beispielsweise ist Interaktion. Eine Partie Tischtennis ebenfalls. Aufeinander bezogenes Handeln ist nur möglich, wenn man den Partner versteht. Um dies zu lernen, wird für die Mensch-Maschine-Interaktion oft KI eingesetzt, sei es, damit die Maschine Anweisungen in natürlicher Sprache versteht, oder sei es, damit sie den emotionalen Zustand des Interaktionspartners an dessen Mimik abliest.

Mensch-Maschine-Interaktion ist wirtschaftlich relevant geworden, und zwar aus den folgenden Gründen. Erstens wollen wir flexibler produzieren. Flexibilität und Anpassungsfähigkeit sind jedoch keine großen Stärken von Maschinen. Es sind Stärken des Menschen. Menschen sind spontan und kreativ. Zweitens steigen unsere Anforderungen an die Arbeitsbedingungen. Kaum jemand mag mehr Routinearbeiten erledigen oder Schwerstarbeit leisten. Das sind

Stärken von Maschinen. Es bietet sich daher an, die Stärken von Menschen und Maschinen zu kombinieren – indem wir sie miteinander interagieren lassen.

Überdies wird die Menschheit immer älter. Daher der Gedanke, dass wir Maschinen nutzen, um uns von ihnen bis ins hohe Alter helfen zu lassen. Wenn Krankheiten uns hilflos machen, könnten Maschinen unsere Schwächen so kompensieren, dass wir auch weiterhin autonom leben können. In Zukunft werden sich Mensch und Maschine sowohl in der Arbeitswelt als auch im häuslichen Leben Tätigkeiten teilen und sich gegenseitig unterstützen.

In dieser Lektion soll erläutert werden, wie KI zu intuitiver und natürlich anmutender Mensch-Maschine-Interaktion beitragen kann. Zunächst werden wir klären, welche verschiedenen Arten von Interaktion es gibt und welche Anforderungen diese an KI stellen. Und zwar nicht zuletzt an die Sicherheit der Systeme. Insbesondere wenn wir mit Robotern interagieren, müssen diese ja für den Menschen ungefährlich sein. Wie kann KI der Maschine helfen, zu erkennen, was der Mensch beabsichtigt und wie sie ihn am besten unterstützen kann? Die Auswertung von physiologischen Daten, also Daten über den Körperzustand des Menschen, spielt hier eine besondere Rolle.



Interaktion

Mensch und Maschine arbeiten in einem synchronisierten Ablauf und teilen sich den Arbeitsraum

Welche Arten der Zusammenarbeit zwischen Mensch und Maschine gibt es?

Mit Computern interagieren wir über verschiedene Eingabegeräte, wie Tastatur und Maus, Spracherkennung oder berührungsempfindliche Oberflächen, beispielsweise Touchscreens. Oft ist für die Mensch-Computer-Interaktion keine KI nötig. Es gibt sehr einfache Formen der Interaktion, etwa wenn wir per Maus ein Programm öffnen, indem wir auf das Zeichen für das Programm klicken.

Anders sieht es bei der Spracherkennung aus. Diese wird heutzutage oft durch lernende Algorithmen möglich gemacht, also durch maschinelles Lernen. Frühere Systeme zur Spracherkennung waren regelbasiert: Der Systementwickler gab Regeln vor, etwa die Grammatik einer Sprache. Solche sogenannten Expertensysteme können im Dialog mit Menschen interagieren und auf der Basis von gespeichertem Wissen sogar Fragen beantworten. Ein sehr einfaches Expertensystem haben Sie in Lektion 1 kennengelernt, vielleicht erinnern Sie sich an Fritz und seine Kinder.

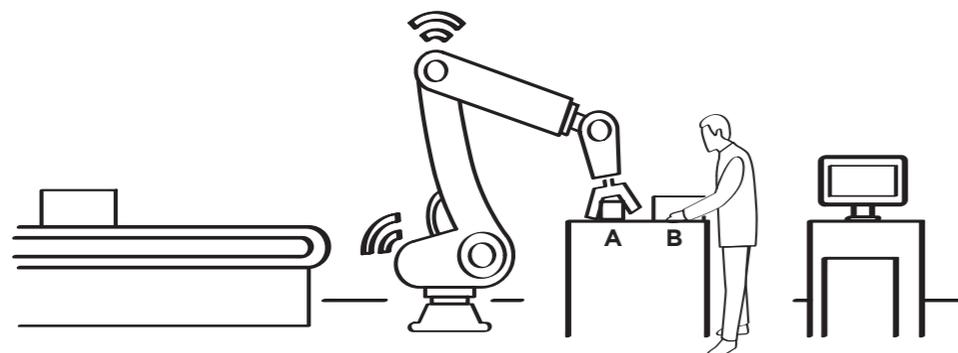
Der Nachteil dieses einfachen KI-Ansatzes ist der hohe Umfang an Vorwissen, das man in das System einbringen muss. Der Aufwand ist enorm. Der Vorteil jener Verfahren dagegen, die maschinelles Lernen nutzen, ist insbesondere der, dass keine Regeln mehr explizit vorgegeben werden müssen. Der Algorithmus erlernt die Regeln eigenständig.

Die Interaktion mit Robotern hat eine umfangreichere Qualität als die mit Computern. Der Mensch kann mit Robotern nämlich auch in körperliche Wechselwirkung treten. Die kann verschiedene Formen annehmen. Insbesondere beim industriellen Einsatz von Robotern wird streng zwischen Interaktion, Kooperation und Kollaboration unterschieden. Für eine Interaktion ist es ausreichend, dass der Mensch und der Roboter in einem gemeinsamen und synchronisierten Ablauf arbeiten und sich dafür einen Arbeitsraum teilen. Beispielsweise kann ein Roboter Bauteile von einem Band auf einen Tisch heben. Der Mensch nimmt die Teile dann später vom Tisch, um sie einzusetzen oder zu prüfen. Der Arbeitsraum Tisch wird nicht zwingend zur selben Zeit von den Interaktionspartnern belegt. Oft ist dem Roboter der Zutritt zum Arbeitsbereich verwehrt, solange der Mensch dort aktiv ist.

Im Fall der Kooperation sind Mensch und Roboter im gemeinsamen Arbeitsraum zur selben Zeit aktiv, arbeiten aber nicht gleichzeitig am selben Bauteil. So kann der Roboter auf einer Montagefläche die Bauteile vom Typ A installieren und der Mensch die Bauteile vom Typ B. Der Roboter installiert dann jene Teile, für die er am besten geeignet ist, und der Mensch die anderen Teile, an denen er seine Stärke zeigen kann. Zum Beispiel kann die Fähigkeit des Menschen genutzt werden, leicht unterschiedliche Bauteile je nach geringfügig voneinander abweichenden Produktanforderungen auszuwählen, wohingegen der Roboter die Standardteile installiert.

Erst während der Kollaboration teilen sich Mensch und Roboter nicht nur gleichzeitig denselben Arbeitsraum, sondern sie arbeiten auch zugleich am selben Werkstück oder Bauteil. So kann ein Roboter etwa ein großes Bauteil anreichen, und der Mensch schiebt es noch in Position oder schraubt es fest, während der Roboter das Bauteil weiterhin in Position hält.

Mensch-Roboter-Kooperation und -Kollaboration werden heutzutage als Zukunftsszenarien der Produktion gesehen. Sie stellen aber zugleich hohe Anforderungen nicht nur an die Abstimmung zwischen Mensch und Maschine, wie die genaue Erkennung sinnvoller Übergabezeiten oder andere Probleme der Organisation von Teamarbeit, sondern auch an die Sicherheit der Systeme für den Menschen.



Kooperation

Mensch und Maschine arbeiten zur selben Zeit im selben Arbeitsraum, aber nicht am selben Bauteil

Wie wird sichere Mensch-Maschine-Interaktion möglich?

Es gibt mindestens drei Gründe, Roboter in der Produktion einzusetzen: weil sie schnell sind, weil sie schwere Lasten handhaben können und weil sie sehr genau arbeiten. Mit großen und schnellen Robotern zu interagieren kann jedoch gefährlich sein. Aus diesem Grund müssen Lösungen für eine sichere Mensch-Maschine-Interaktion entwickelt werden. Dies gilt insbesondere für die Mensch-Maschine-Kooperation und noch mehr für die Mensch-Maschine-Kollaboration.

Eine einfache und naheliegende Lösung ist es, »sichere robotische Systeme« zu entwickeln. So werden Roboter genannt, die aufgrund ihres Designs sicher sind, also einen interagierenden Menschen im Fall des ungewollten Zusammenstoßens nicht verletzen können, etwa weil sie ein sehr geringes Eigengewicht haben oder ihre Kraft und Beschleunigung reduziert sind.

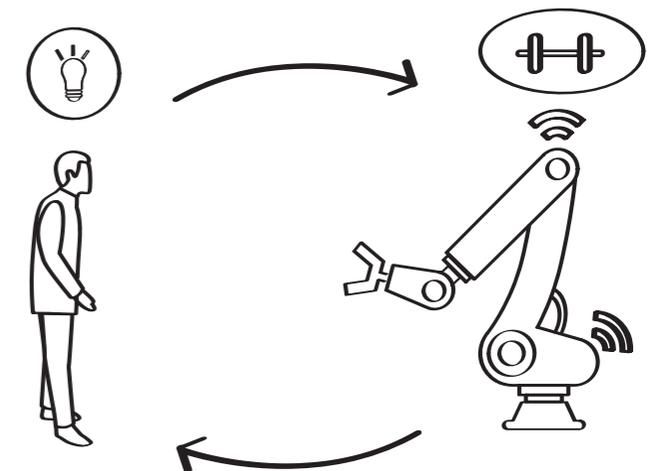
Der Nachteil dieses Ansatzes ist, dass solche Roboter weder schnell noch kräftig sein können. Sie könnten also zwei ihrer Stärken nicht ausspielen. Besser ist es, ein erweitertes Sicherheitskonzept zu erarbeiten. Es benötigt mindestens drei Stufen:

1. Sicherheit durch das mechanische Design
2. Sicherheit auf der Ebene der »Low-Level«-Kontrolle
3. Sicherheit auf der Ebene der »High-Level«-Kontrolle

Wie wird die Sicherheitsstufe 1 realisiert? Beispielsweise durch ein sogenanntes »Light-Weight«-Designkonzept: Hier werden neue leichte und gleichzeitig feste Materialien wie Karbon mit Herstellungsmethoden wie 3-D-Druckverfahren kombiniert. Auf diese Weise können sehr leichte und gleichzeitig feste Strukturen produziert werden. Die 3-D-Druckverfahren erlauben auch die direkte Einbettung elektronischer Komponenten in die tragende Struktur der Maschine, was zu einer enormen Gewichtsreduzierung führt. Dennoch bleibt die Stabilität erhalten. Außerdem kann Sicherheit durch den Einsatz elastischer Aktuatoren realisiert werden. Aktuatoren sind die Motoren, die im Roboter verbaut sind. Diese können selbst nachgiebig sein. Zum Beispiel, wenn sie über eine eingebaute Dämpfung verfügen. Roboter können auch Polster tragen, sodass Zusammenstöße weniger gefährlich werden.

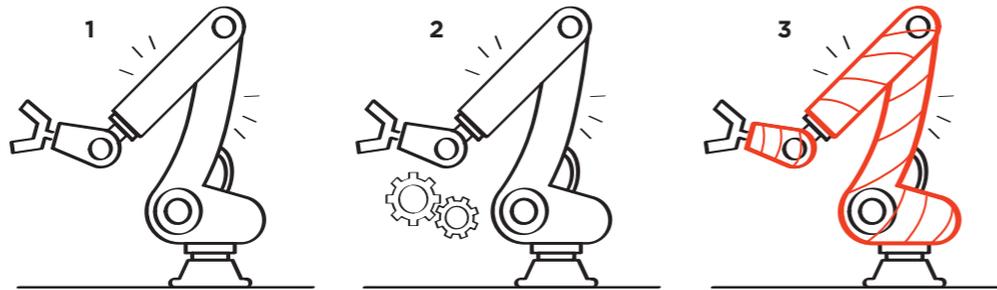
Kollaboration

Mensch und Maschine teilen sich denselben Arbeitsraum und arbeiten gleichzeitig am selben Werkstück oder Bauteil



3 Sicherheitsstufen

1. Sicherheit durch das mechanische Design;
2. Sicherheit auf der Ebene der »Low-Level«-Kontrolle;
3. Sicherheit auf der Ebene der »High-Level«-Kontrolle



Als Nächstes betrachten wir die Sicherheitsstufe 2, die Low-Level-Kontrolle. Haben wir einen Roboter mit Motoren ohne elastische Elemente, können diese Motoren über Software nachgiebig geregelt werden. Diese Regelung heißt Low-Level, weil sie auf unterster Ebene wirkt, nämlich nur im Motor. In diesem Fall wird die Kraft geregelt und nicht die Position: Während eine Positionsregelung einen Roboter einfach an eine gegebene Position fährt, im Worst Case auch durch Hindernisse hindurch, bewirkt eine Kraftregelung zwar ebenfalls eine Bewegung zu einem Ziel, jedoch wirken externe Kräfte, Hindernisse etwa, auf die Regelsignale zurück. Sollten zu hohe Kräfte auftreten, während der Roboter einen Punkt im Raum anfährt, sorgt die Kraftregelung augenblicklich dafür, dass der Roboter abbremst oder einen anderen Weg sucht, also das Hindernis umfährt.

Low-Level-Kontrollansätze sind die Voraussetzung für eine High-Level-Anpassung im Sinne der Sicherheitsstufe 3. Sie bedeutet flexible Anpassung der Sicherheitsmaßnahmen. Ist ein Mensch zugegen, geht der Roboter auf Nummer sicher und wird zum Softie; befindet der Roboter sich allein im Arbeitsraum, kann er seine volle Genauigkeit und Dynamik ausspielen.

Um jedoch zu entscheiden, ob ein Mensch in der Nähe und in Gefahr ist oder nicht, muss erkannt werden, wo der Mensch sich befindet und was er tun will. Unterstützt wird dies durch zusätzliche Sensoren wie Laserscanner oder Overhead-Kameras.

Eine besonders interessante Entwicklung sind künstliche Häute mit eingebetteten Sensoren. Künstliche Häute erweitern die Sensorik, mit der ein Roboter die Umgebung erfasst, potenziell auf seinen gesamten Körper. Er fühlt gewissermaßen überall. Die heute verfügbare künstliche Haut ist jedoch noch weit entfernt vom biologischen Vorbild. Die Sensoren sind vergleichsweise groß, und die Dichte der Sensoren ist um ein Vielfaches geringer als diejenige der Rezeptoren in der menschlichen Haut.

Die Auswertung der Daten aus künstlicher Haut ist eine besondere Herausforderung. So kann der Greifer »Seegrip« mit seinen Sensoren in den Greiffingern nur dann bestimmen, was für ein Objekt er greift oder wo eine Kante auf der Oberfläche ist, wenn er in den unzähligen Sensordaten Muster erkennt. Dafür wird maschinelles Lernen eingesetzt.

Implizite und explizite Interaktion

Damit sich Roboter den wechselnden Sicherheitsanforderungen anpassen können, muss die Maschine das Verhalten des Menschen interpretieren können. Auch um dessen Intentionen zu erkennen. Und oft teilt der Mensch sich nur implizit und nicht explizit mit.

Überwiegend interagieren wir als Menschen untereinander implizit: Wir erkennen bereits am Verhalten des anderen, was er möchte oder wie er sich fühlt. Nur in vergleichsweise wenigen Fällen nutzen wir explizite Mittel wie Sprache, Gesten oder Schrift, um uns mitzuteilen.

Sowohl die explizite als auch die implizite Interaktion müssen wir erlernen. Wir lernen eine Sprache, oder wir lernen zu erkennen, was unser Kollege als Nächstes unternimmt und ob es sinnvoll ist, ihn zu unterstützen. Wir eignen uns dafür allgemeine Regeln an, etwa diejenige, dass man Hilfe anbietet, wenn jemand schwer beladen ist. Jedoch erlernen wir auch individuelle Unterschiede, zum Beispiel dass ein bestimmter Kollege, selbst wenn schwer beladen, keine Hilfe haben möchte.

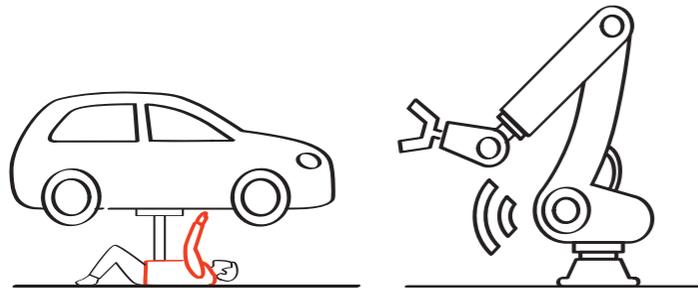
Für einige Einsatzbereiche reicht es aus, dem Roboter derartige Regeln zu vermitteln, also in einem Programm zu hinterlegen, wie er in welcher Situation kooperieren soll. Beispielsweise kann man einen Roboter so programmieren, dass er auf eine vorgegebene Geste hin ein Werkstück übergibt oder als Reaktion auf eine Zugbewegung ein Objekt loslässt. Oder aber er reagiert auf fest programmierte Sprachbefehle: In diesem Fall lernt der Roboter erst einmal nichts für die Interaktion selbst, sein Verhalten ist vorgegeben. Allenfalls wird KI genutzt, um die Sprachanweisung zu verstehen oder die Geste zu erkennen, die eine Aktion des Roboters auslösen.

Gesten zu interpretieren kann indessen schwierig sein. Sie können für verschiedene Menschen durchaus verschiedene Bedeutungen haben. Dies gilt insbesondere zwischen unterschiedlichen Kulturen. So heißt ein nach hinten gerichtetes energisches Nicken in manchen Kulturen »Nein«, wohingegen es in europäischen Kulturen zumeist »Ja« ausdrückt. Eine einfache Lösung bestünde darin, die Bedeutung von Gesten vorab festzulegen. Für eine explizite Interaktion also.

Sprache oder Gesten als Formen der expliziten Interaktion werden für die Kooperation mit Maschinen genutzt. Wie sieht es aber aus mit impliziter Interaktion?

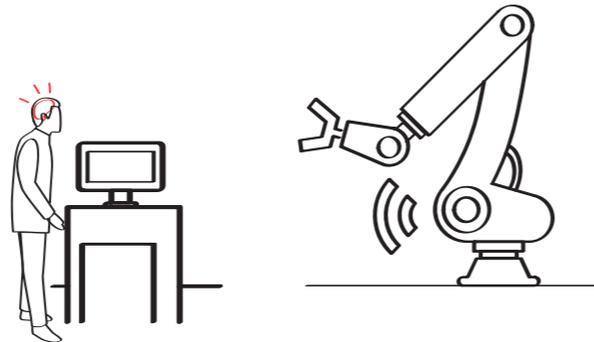
Als Menschen erkennen wir oft sehr schnell, wie wir sinnvoll kooperieren können. Explizite Anweisungen sind meistens nicht nötig. Ähnliche Ansätze gibt es auch in der Robotik: Die Maschine soll eigenständig erkennen, was ein Mensch gerade tut. Dies ist möglich, wenn der Roboter lernt, Handlungen wiederzuerkennen.

So kann ein Roboter beispielsweise wahrnehmen, dass ein Mensch gerade ein Autoteil über Kopf montiert, weil er unter dem Auto stehend beide Arme gehoben hat. Wenn der Roboter das erkennt, weiß er, dass er den Menschen unterstützen soll, weil dies als Regel im Programm hinterlegt ist. Ein Roboter kann aber auch komplexe Bewegungen erkennen, wie das Schrauben oder das Schleifen einer Oberfläche, wenn er zuvor gelernt hat, diese Bewegungen zu interpretieren.



Stehen noch mehr Daten über den Menschen zur Verfügung, vielleicht sogar Gehirndaten aus einem Elektroenzephalogramm (EEG), können solche inneren Zustände des Menschen erkannt werden, die einem anderen Menschen normalerweise nicht zugänglich wären. So kann man aus einem EEG ableiten, ob eine Person gerade nicht aufmerksam ist, ob sie gleich den Arm bewegen will oder das Verhalten eines Roboters komisch findet, ohne dass die Person sich dazu explizit äußert. Die Fähigkeit, solche verdeckten, also dem Menschen eigentlich nicht sichtbaren Zustände zu erkennen, eröffnet enorme Möglichkeiten. So kann die Pupillenweite etwas über die Aufmerksamkeit eines Menschen aussagen oder die Verdeckung der Pupille über die Müdigkeit eines Autofahrers. Diesen Daten ist oft gemein, dass ihre Auswertung und Interpretation sehr kompliziert sind. Dafür wird heutzutage maschinelles Lernen eingesetzt.

So wie der Mensch innere Zustände seines Mitmenschen anhand von Mimik, Sprache, Gesten und Körperhaltung beobachtet und versteht, kann im Prinzip auch eine Maschine mittels Messgeräten, also Sensoren, sowie mithilfe von Rechenverfahren Schlüsse auf innere Zustände eines Menschen ziehen – mit viel KI allerdings.



Und wenn sie unsere Gedanken lesen?

Ein spannendes Forschungsgebiet sind sogenannte Gehirn-Computer-Schnittstellen oder Gehirn-Maschine-Schnittstellen: direkte Verbindungen zwischen Gehirn und Computer oder Maschine. Über diese Verbindungen werden EEG-Daten gesendet, die von Algorithmen ausgewertet werden. Die Analyse von Gehirndaten ist kompliziert. Die bedeutsamen Muster, die erkannt werden sollen, sind oft in einer Vielzahl anderer Signale versteckt. Es ist zwar möglich, Menschen darauf zu trainieren, die bedeutsamen Signale zu verstärken, sodass sie leichter auszulesen sind. Dies ist aber sehr mühselig, zeitintensiv und funktioniert nicht bei jeder Person.

Heutzutage wird für die EEG-Analyse eine sehr fortschrittliche Signalverarbeitung eingesetzt, die der Verstärkung des gesuchten Signals dient. Maschinelle Lernverfahren erlauben es außerdem, dass die Maschine sehr schwache Signale im EEG erkennt. Auf diese Weise lässt sich dann beispielsweise über die Vorstellung, den Arm und die Finger auf bestimmte Weise zu bewegen, eine Handprothese steuern, ja sogar ein Brief schreiben.

Das sind Beispiele für die explizite Interaktion mit einem System. Sie erfordern volle Konzentration des Menschen. Man kann die Gehirnaktivität jedoch auch implizit nutzen. Dies erfordert keine spezielle Aufmerksamkeit des Menschen. Vielmehr wird die Gehirnaktivität, die spontan entsteht, beobachtet und interpretiert. Wo ist das sinnvoll?

Nehmen wir die Unterstützung eines bewegungseingeschränkten Patienten durch ein Exoskelett. Ein Exoskelett ist ein Roboter, der um einen Menschen herum gebaut ist. Mit ihm können zielgerichtete Bewegungen wie das Greifen einer Tasse oder das Gehen unterstützt werden. Was der Patient wann tun will, kann er direkt aus EEG-Signalen ableiten. Jeder gezielten Bewegung geht eine Bewegungs-

planung voraus, und diese ruft derartige Signale hervor. So lässt sich vorhersagen, ob ein Patient zum Beispiel den rechten oder den linken Arm bewegen möchte. Aufgrund dieser Information kann dann das Exoskelett den Arm bewegen. Auf diese Weise entsteht eine sehr natürliche Verknüpfung zwischen der Planung im Gehirn und der Ausführung durch den Körper.

Allerdings zeigt uns dieses Beispiel auch, wie groß die Herausforderungen noch sind. Aus der oberflächlich abgeleiteten Gehirnaktivität allein lässt sich nicht vorhersagen, wohin der Arm sich bewegen soll. Außerdem sind Signale, die auftreten, wenn man sich eine Bewegung nur vorstellt, ohne sie ausführen zu wollen, denjenigen Signalen sehr ähnlich, die mit Bewegungsabsicht einhergehen. Wie kann man derartige Probleme lösen? Indem die EEG-Daten mit weiteren Daten kombiniert werden. Man kann beispielsweise die Restaktivität der Muskeln messen, um festzustellen, ob der Patient den Arm wirklich bewegen möchte. Oder man misst mithilfe eines Eyetrackers die Blickrichtung und schließt daraus auf die Bewegungsrichtung. Das alles sind Schlüsse, gezogen von einer Maschine. Dafür braucht sie Intelligenz.

Die Zukunft intelligenter Systeme

Roboter, die mit dem Menschen auf natürliche Weise interagieren sollen, müssen nicht nur die Intention und den inneren Zustand des Menschen erkennen. Vielmehr sollten sie außerdem die Vorlieben des Menschen kennen sowie aus dessen Verhalten eigene Verhaltensmuster übernehmen, sich also teilweise wie ein Mensch verhalten. Beides ist notwendig, um Systeme zu entwickeln, die in Zukunft auch akzeptiert werden.

Akzeptanz ist wichtig. Wenn wir den Einsatz der Roboter in der Forschung testen oder wenn Systeme im Unternehmen zum Einsatz kommen, beobachten wir oft, dass diese regelrecht gemobbt werden, weil sie die gewohnten Abläufe stören. »Robot-Mobbing« zeigt sich etwa, wenn Menschen bewusst in Sicherheitszonen eintreten, um Roboter auszuschalten, weil sie nicht mit den Systemen zusammenarbeiten wollen.

Wie aber lernt ein Roboter, sich an Vorlieben und dem Verhalten des Menschen zu orientieren? Wenn Menschen einander beobachten, bewerten sie ihr Verhalten gegenseitig. Finden wir das Verhalten des anderen unangemessen, entsteht ebenfalls ein Signal im EEG. Dieses Signal kann auch mittels maschineller Lernverfahren erkannt werden. Sodann lässt es sich als ein Feedback für ein bestärktes Lernverfahren oder *reinforcement learning* im Roboter verwenden. Mit diesem Ansatz ist es möglich, dem Roboter implizit – also rein über die Gehirnaktivität des Menschen – beizubringen, wie er sich zu verhalten hat.

Wir konnten beispielsweise zeigen, dass ein Roboter mit dieser Methode lernen kann, Gesten zu verstehen, mit denen der Mensch den Roboter steuern will: Die Maschine reagiert auf eine Geste und registriert die EEG-Antwort des Menschen, die ihm signalisiert, ob gut oder schlecht reagiert wurde.

Eine andere Lernmethode, bekannt aus der Tierwelt, ist die Nachahmung. Roboter nehmen Bewegungsdaten des Menschen wahr, etwa aus Bewegungssensoren oder einem Exoskelett, und erzeugen daraus eigene Bewegungsabläufe – sogar dann, wenn ihr Körper ganz anders konstruiert ist und sie beispielsweise eine andere Anzahl von Gelenken aufweisen als der Mensch. Entscheidend ist wieder das Feedback und die Fähigkeit, zu lernen. In Zukunft können solche und andere Verfahren zu Systemen führen, die lernen, sich in ihre von Menschen bevölkerte Welt harmonisch einzupassen.



Auf den Punkt

- Interaktion mit Robotern hat eine umfangreichere Qualität als die mit Computern: Der Mensch kann mit Robotern auch in körperliche Wechselwirkung treten
- Mensch-Roboter-Kooperation und -Kollaboration werden als Zukunftsszenarien der industriellen Produktion gesehen. Sie stellen hohe Anforderungen an die Abstimmung zwischen Mensch und Maschine sowie an die Sicherheit der Systeme für den Menschen
- Damit sich Roboter den wechselnden Sicherheitsanforderungen anpassen können, muss die Maschine das Verhalten des Menschen interpretieren können. Entweder nach expliziten Regeln oder aber, indem sie lernt
- Gehirn-Computer-Schnittstellen erlauben es der Maschine im Prinzip, innere Zustände eines Menschen mithilfe von KI zu erkennen, beispielsweise seine Absicht, bestimmte Bewegungen auszuführen
- Roboter, die mit dem Menschen auf natürliche Weise interagieren sollen, müssen nicht nur die Intention und den inneren Zustand des Menschen erkennen. Sie sollten auch die Vorlieben des Menschen erfassen sowie aus dessen Verhalten eigene Verhaltensmuster übernehmen, sich also teilweise wie ein Mensch verhalten

Sprache und KI

Computer, die den Menschen verstehen – Von Richard Socher

Sprache ist die auffälligste Manifestation von Intelligenz. Es ist naheliegend, dass sich die KI-Forschung besonders für die Sprache interessiert. Eine Maschine, die vom Menschen gesprochene oder geschriebene Sprache versteht, ist das Ziel der Natural Language Processing (NLP) genannten Forschungsrichtung. Sie hat in den vergangenen acht Jahren bedeutende Fortschritte gemacht.

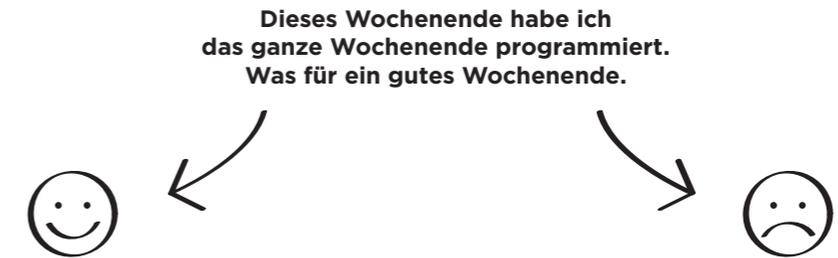
Die Vertreter dieser Forschungsrichtung wollen, dass maschinelle Systeme Fragen beantworten können, und sie möchten auch mit einem Computer in einen Dialog treten können. Er soll sogar Stimmungen seines menschlichen Gegenübers verstehen, außerdem Gesprochenes übersetzen können, etwa vom Englischen ins Deutsche oder Französische oder Chinesische.

Eines der spannendsten neuen Gebiete der Sprachverarbeitung ist das sogenannte Multitask-Learning, also die Fähigkeit des Computers, einen Algorithmus so zu trainieren, dass dieser verschiedene Probleme gleichzeitig lösen kann. Letztlich wird ein Master-Algorithmus gesucht, der es erlaubt, dass sämtliche KI-Leistungen mit sprachlichen Mitteln untereinander verknüpft werden, also visuelles Verstehen, Schlussfolgern, Planen und vieles mehr.

Welche Fortschritte es bereits gibt

Die KI-Forschung beschäftigt sich seit den 50er-Jahren mit Sprache und Spracherkennung. Seit ein paar Jahren gibt es Sprachassistenten auf dem Handy, mit denen wir uns unterhalten können. Das ist nicht selbstverständlich, denn das Verstehen gesprochener Sprache, das für den Menschen recht einfach ist und über das wir im Alltag nicht nachdenken, erfordert viel Intelligenz. Die Forschung hatte daran sehr lange hart zu arbeiten.

Das Verstehen von Sprache beruht nicht allein auf Fakten. Wörter werden von uns Menschen einem Kontext zugeordnet. Umfassendes Grundwissen und viel Allgemeinwissen sind nötig, um Wörter richtig einzuordnen. Außerdem spielt die Art und Weise, wie etwas gesagt wird, eine große Rolle. Beispielsweise können Aussagen ironisch gemeint sein – schwierig, dem Computer dafür einen Sinn anzutrainieren. Stellen wir uns einmal vor, zwei Freunde sagen: »Ich habe das ganze Wochenende programmiert. War super.« Der eine ist Programmierer und mag seinen Job nicht, für den anderen ist es sein Hobby. Wenn beide den gleichen Satz äußern, sagen sie damit dennoch Unterschiedliches. Wir Menschen verstehen diese Nuancen, aber Computer können das bisher nicht.



Einige Durchbrüche der vergangenen acht Jahre sind besonders erwähnenswert:

- Übersetzungssoftware ist mittlerweile so leistungsfähig, dass sie auch die besten Übersetzungswissenschaftler und Übersetzer benutzen, um sogenannte Rohübersetzungen zu erzeugen.
- Google und andere Suchmaschinen können inzwischen auf Fragen sehr genaue Antworten liefern, anstatt nur eine Liste viel besuchter Websites auszugeben, die auf die Suchbegriffe passen.
- Weiterhin können wir dem Computer jetzt auch Sätze diktieren, er kann also gesprochene in geschriebene Sprache umwandeln. Das hatte lange Zeit nicht gut funktioniert, doch in den vergangenen Jahren wurden die tief gestaffelten neuronalen Netze entwickelt, und es existieren auch ausreichend viele Trainingsdaten.

Bis es dazu kam, standen der Sprachverarbeitung nur die traditionellen KI-Algorithmen zur Verfügung. Sie waren vorwiegend regelbasiert. Betrachten wir als Beispiel die Analyse der Stimmung eines Satzes, also eine sogenannte Sentiment-Analyse. Sie beantwortet die Frage, ob ein Satz positiv gestimmt ist, negativ oder neutral. Früher wurden die Experten und Linguisten gefragt: Was sind positive Wörter? Man kam auf Wörter wie »wunderschön«, »wunderbar«, »fantastisch«, »sehr gut« und so weiter. Die Forscher arbeiteten mit diesen Wörtern, stellten aber fest, dass die Algorithmen immer noch Fehler machten: Man hatte die Negationen übersehen, mit denen sich Sätze wie »es ist **nicht** wunderbar« bilden lassen. Also wurden Regeln wie folgt definiert: »**nicht**« und eines der positiven Wörter ergibt ein negatives Merkmal.

Eine mühevollle Kleinarbeit, und bald wurde klar: Nur mit solchen Beispielen und diesen Regeln wird es nie gelingen, die Komplexität der Sprache zu erfassen. Es gab immer ein paar Regeln, die waren zu spezifisch, nicht kontextuell genug. Viele Regeln ließen sich gar nicht erst definieren.

Der Durchbruch kam dann mit den neuronalen Netzen. Nun müssen nicht mehr die Experten befragt werden, im Fall der Sprachverarbeitung also die Linguisten. Stattdessen arbeiten die Algorithmen direkt mit den Rohdaten. Und man lässt den Algorithmus, also das neuronale Netz, selbst versuchen, die Merkmale richtig zu verstehen: Was sind positive Wörter, was ist eine Negation, und was bewirkt sie?

Mithilfe der Sentiment-Analyse kategorisieren heutige Computer beispielsweise, ob eine Filmkritik positiv, negativ oder neutral ausgefallen ist. Oder wie ein bestimmtes Produkt in sozialen Netzwerken besprochen wird – anhand der Analyse können Firmen dann ermitteln, ob eine Marketingkampagne erfolgreich war.

Die Sentiment-Analyse ist sogar noch ein relativ einfaches Problem der Sprachverarbeitung, denn die Kategorien sind nur positiv, negativ oder neutral. Ein anderes Problem der Sprachverarbeitung ist weitaus komplizierter, nämlich die Beantwortung von Fragen. Daran müssen wir noch lange forschen, auch wenn es jetzt schon nützliche Anwendungen gibt, wie etwa Siri oder Google.

Natural Language Processing – wenn Computer Menschen verstehen

Derartige Assistenten liefern mittlerweile schon recht gute Antworten auf häufige Fragen, wenn sie relativ einfach sind. Im Idealfall sollten wir aber in der Lage sein, unseren Computern beliebige Fragen zu stellen und darauf gute Antworten zu erhalten. Zum Beispiel könnten wir den Computer in Zukunft fragen: Was sollte ich nächstes Wochenende in Berlin machen? Um diese Frage wirklich gut beantworten zu können, muss der Computer wissen, was unsere Präferenzen sind, ob wir beispielsweise gern in der Natur oder im Kino sind. Er könnte dazu Informationen aus unterschiedlichen Datenbanken kombinieren, insbesondere Spuren unserer Aktivität im Internet. So weit ist man aber noch nicht. Vielleicht lassen sich bestimmte Probleme lösen, etwa für alle Menschen, die gern Filme schauen: Hier sind die Top-Filme. Aber wirklich den gesamten komplexen Kontext jedes Menschen zu erfassen, um ihm eine sehr personalisierte Empfehlung zu geben, das ist selbst mit fortgeschrittenster Sprachverarbeitung noch nicht möglich.

Eine weitere Anwendung sind Dialogsysteme oder auch sogenannte Chatbots. Mittlerweile lassen sich für manche Firmen 70 Prozent der Anfragen, die deren Kunden über das Internet stellen, automatisch beantworten. Meistens jedoch handelt es sich um sehr simple Fragen: Wann kommt mein Paket an? Mein Paket ist angekommen, aber es war kaputt, was jetzt? Und so weiter. In Zukunft wird man komplexere Fragen beantworten können, etwa: Ich habe dieses Betriebssystem, ich habe diese Datenbank, nun erscheint diese Fehlermeldung, was soll ich tun? Um derart komplexe Fragen maschinell beantworten zu können, ist noch viel Forschung nötig. Sie muss Sprachverarbeitung mit anderen Forschungsrichtungen der Künstlichen Intelligenz verknüpfen, etwa mit Wissensgraphen (siehe Lektion 7).

Der Unterschied zwischen der Beantwortung simpler Fragen und einem richtigen Dialog besteht darin, dass ein Dialog mehrere Schritte und Stufen kennt, in denen der Kontext des Gesprächs kontinuierlich erweitert wird. Das System, das mit dem Menschen in den Dialog treten soll, muss daher verstehen, wann sich der Mensch auf etwas bezieht, was er schon ein paar Sätze vorher beschrieben hat. Zum Beispiel könnte man ein solches Dialogsystem fragen: Welche sind die schnellsten Autos, die ich mir für unter 50.000 Euro kaufen kann? Dann antwortet der Computer möglicherweise: Du könntest diesen BMW kaufen. Antwort des Menschen: Welche Optionen gibt es da, etwa Automatik oder manuelle Gangschaltung? Jetzt muss der Algorithmus verstehen: Das »da« bezieht sich auf den BMW, der zuvor erwähnt wurde. Ein »da« ist mehrdeutig, und es eindeutig zu machen nennt man »disambiguieren«. Das fällt dem Computer oft schwer.

Ein Algorithmus, der viele Probleme lösen kann

Wie sieht die nähere Zukunft der maschinellen Sprachverarbeitung aus? Die heutige KI-Modelle sind so konzipiert, dass sie eine einzelne Aufgabe erfüllen können. Ein spezieller Algorithmus kann zum Beispiel Gesichter auf Bildern erkennen. Ein anderer fährt Auto, ein dritter kann Go spielen, ein vierter Schach, ein fünfter kann vom Englischen ins Deutsche übersetzen, ein sechster sorgt für die Stimmungsanalyse. Lauter Spezialisten, Fachidioten sozusagen. Das muss aber nicht so bleiben.

Auf dem Weg zu allgemeiner Künstlicher Intelligenz werden Maschinen entstehen, die mehrere Aufgaben zugleich erledigen können. Dazu sind Systeme erforderlich, die kontinuierlich lernen. Die also nicht nur einmal mithilfe eines Trainingsdatensatzes lernen und danach ihr Können bloß noch anwenden, sondern die auch neue Aufgaben mit alten Aufgaben vergleichen, dazulernen und dadurch immer komplexere Aufgaben lösen können.

KI-Modelle



Momentan ist es so, dass der Mensch die einzelnen Softwaresysteme definieren muss: Hier ist ein Übersetzungsalgorithmus, hier ist ein Stimmungsanalyse-Algorithmus. Und nun kombiniert der Mensch sie manuell. Aber wenn eine Maschine diese Kombination selbst vornimmt, dann entscheidet sie, wann welcher Algorithmus eingesetzt wird und wann dieser sein Ergebnis einem anderen Algorithmus mitteilt, der dann weiterarbeitet. Diese Entscheidungen richtig zu treffen, das kann eine Maschine im Prinzip lernen: Multitask-Learning.

Künstliche Intelligenz erhält außerdem mehr und mehr die Fähigkeit, Rückschlüsse aus unbekanntem Inhalt zu ziehen, ja sogar auf bisher unbekannte Fragen zu antworten.

Etwa wenn wir den Satz eingeben: »Brian hielt eine Präsentation, und niemand klatschte.« Nun können wir das System fragen: »Ist Brian jetzt glücklich oder traurig?« Ohne dass es mit Trainingsdaten für diese Aufgabe versorgt wurde, wird ein Multitask-Learning-System in Zukunft diese Frage richtig beantworten, das ist die Hoffnung. So etwas nennt man auch Zero-Shot-Learning. Das ist sozusagen der heilige Gral des maschinellen Lernens.

Doch bereits Few-Shot-Learning ist ein hohes Ziel, das Lernen aus nur wenigen Trainingsbeispielen, vielleicht fünf oder sechs. Normalerweise brauchen heutige Top-Algorithmen Abertausende von Trainingsbeispielen, und nur wenigen Firmen stehen solche Datenmengen zur Verfügung. Few-Shot-Learning könnte den Anwendungsbereich von KI bedeutend erweitern, deshalb wird mit Hochdruck daran gearbeitet.

KI-Modelle



Auf den Punkt

- Eine Maschine, die vom Menschen gesprochene oder geschriebene Sprache versteht, ist das Ziel der Natural Language Processing (NLP) genannten Forschungsrichtung
- Sie hat in den vergangenen Jahren bedeutende Fortschritte gemacht. Es gibt bereits nützliche Anwendungen wie Siri oder Google
- Der Unterschied zwischen der Beantwortung simpler Fragen und einem richtigen Dialog besteht darin, dass ein Dialog mehrere Schritte und Stufen kennt, in denen der Kontext des Gesprächs kontinuierlich erweitert wird. Das System, das mit dem Menschen in den Dialog treten soll, muss daher verstehen, wann sich der Mensch auf etwas bezieht, was er schon ein paar Sätze vorher beschrieben hat
- Künstliche Intelligenz erhält mehr und mehr die Fähigkeit, Rückschlüsse aus unbekanntem Inhalt zu ziehen, ja sogar auf bisher unbekannte Fragen zu antworten

Digitale Assistenten

KI, die uns im Alltag hilft – Von Andreas Dengel

Viele Menschen fühlen sich im Alltag überlastet. Es wird sogar von einer Multitasking-Crisis gesprochen, der wir alle ausgesetzt sind, weil wir uns nicht über längere Zeit auf eine einzige Aufgabe konzentrieren können. Viele von uns sind sogenannte Wissensarbeiter, die mit Daten und Texten umgehen und unablässig durch E-Mails oder andere Kommunikation von ihrer eigentlichen Tätigkeit abgelenkt werden. Oder wir gehen mal kurz auf den Flur, treffen jemanden, der uns schon wieder etwas mitteilt, was uns ablenkt – und wenn wir dann zurückkommen, ist es nicht leicht, die unterbrochene Arbeit wieder aufzunehmen. Wo waren wir noch gleich?

Da wäre es vielleicht gut, wenn wir einen Assistenten hätten, man könnte auch von einem **Informationsbutler** sprechen, der uns hilft, die Zusammenhänge festzuhalten und, noch wichtiger, uns wieder in sie einzufinden. Das ist keine hergeholte Fantasie. Die großen GAFA-Unternehmen, also Google, Amazon, Facebook und Apple, arbeiten bereits an solchen Systemen. Sie sind Beispiele für Digital Companions: für KI, die uns im Alltag helfen kann.

In dieser Lektion werden KI-Methoden vorgestellt, um Wissen so aufzubereiten, dass es stets genau dann zur Verfügung steht, wenn der Mensch es braucht.

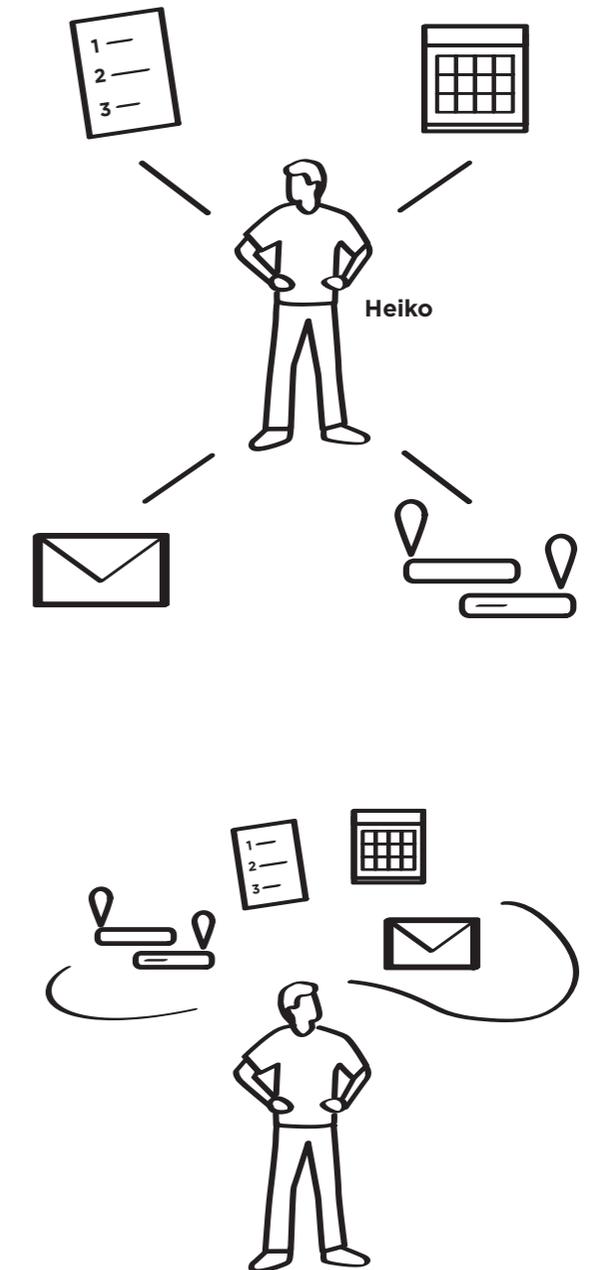
Ein virtueller Butler für die Wissensarbeit

Als Basis eines solchen Informationsbutlers können sogenannte Wissensgraphen dienen. Sie können uns helfen, Inhalte miteinander in Bezug zu setzen, ähnlich wie wir das im Gedächtnis tun.

Nehmen Sie als Beispiel einen Wissensarbeiter, wir nennen ihn Heiko. Er hat die Aufgabe, einen Workshop zu organisieren, zu dem er einige Personen einladen muss. Wie geht er vor? Wenn der Termin für die Veranstaltung feststeht, dann trägt Heiko ihn in seinen Terminkalender ein. Vielleicht hat er sogar ein Aufgabenmanagementsystem, in das er bestimmte Teilaspekte dessen, was er erledigen möchte, eintragen kann – mit Projektbeginn und -ende. Außerdem muss Heiko die Tagesordnung festlegen, vielleicht eine Rednerliste, und die Vortragstechnik muss auch stehen. Die Einladungsliste will geschrieben werden, und natürlich sollen die Einladungen zum richtigen Zeitpunkt abgeschickt werden.

Für solche Aufgaben nutzen wir meist ganz unterschiedliche Systeme. Wir haben Kontaktmanagementsysteme, wir haben unser Office-System, mit dem wir Dokumente verfassen, und wir haben ein E-Mail-System, mit dem wir die Einladungen verschicken. Wir haben vielleicht noch ein Archivsystem, aus dem wir Informationen, zum Beispiel Lagepläne, die den Ort der Veranstaltung beschreiben, abrufen können.

Alle diese Applikationen verwalten ihre Daten eigenständig und unabhängig voneinander. Heikos Programm für die Veranstaltung liegt beispielsweise in einem Dateiordner, die Einladungsmails befinden sich wiederum im E-Mail-System und die Kontaktverwaltung in einem weiteren separaten System. Alle diese Aspekte werden also unterschiedlich verwaltet, obwohl sie eigentlich zusammengehören. Sie fließen nur zusammen in Heikos Kopf. Dort werden sie gebündelt und sind abrufbar. Aber wenn Heiko krank wird oder mal nicht da ist, dann tun sich seine Kollegen schwer, diese Dinge so zusammenzubringen, wie sie zusammengehören. Ginge das alles nicht besser? Wäre es nicht gut, einen automatischen Informationsbutler zu beschäftigen, der stets alles so präsentiert, wie man es gerade braucht?



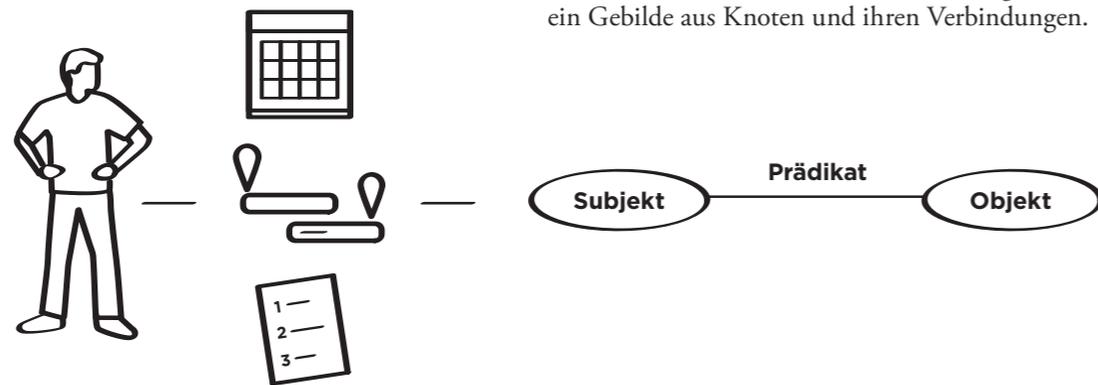
Die Idee des Semantic Web

Tim Berners-Lee, der Erfinder des World Wide Web, hat in frühen Zeiten des Internets stark daran mitgewirkt, dass man sich dort zurechtfinden kann. Er hat HTML eingeführt, eine Sprache, die es erlaubt, Informationen auf Webseiten zu präsentieren und die Seiten miteinander zu verlinken. Anfang der 2000er-Jahre setzte er sich dann für eine neue Form der Darstellung ein, nämlich das Internet der Bedeutung, das Semantic Web. Es soll die inhaltlichen (»semantischen«) Zusammenhänge zwischen Dokumenten im Netz explizit machen, und zwar so, dass auch Maschinen sie verstehen.

Tim Berners-Lee ist Vorsitzender des World Wide Web Consortium (W3C), einer Organisation zur Standardisierung im Netz. Dieses W3C entwickelte eine besondere formale Sprache namens Resource Description Framework

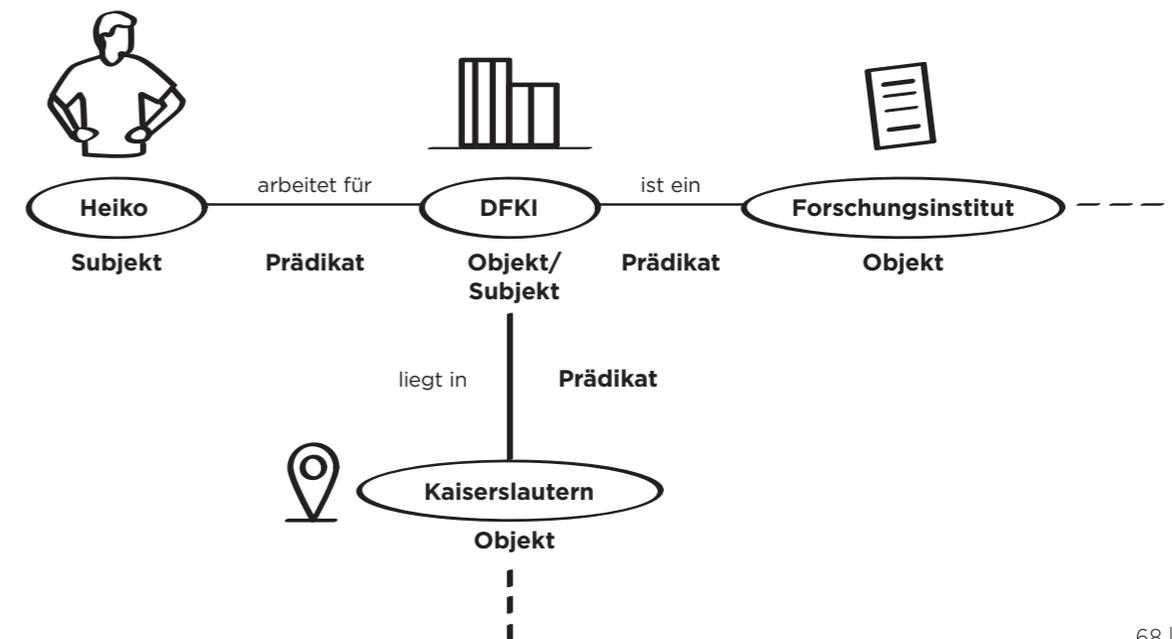
(RDF), die es erlaubt, semantische Verbindungen im Netz zu beschreiben. Die Vorteile dieser von Computern lesbaren Sprache liegen darin, dass man in ihr Beschreibungen in sehr einfachen Sätzen formulieren kann, die sich zusammensetzen aus Subjekt, Prädikat und Objekt.

Um dies deutlich zu machen, kehren wir zurück zu Heiko. Er arbeitet für das DFKI. »Heiko« ist in diesem Fall das Subjekt, »arbeitet für« das Prädikat und »das DFKI« das Objekt. Es geht also um simple Sätze in dieser Tripel-Struktur: Subjekt, Prädikat, Objekt. Nun aber kommt der Clou: Wir können in der RDF-Sprache das Objekt (»das DFKI«) des einen Tripels als ein Subjekt eines neuen Tripels verwenden, wie zum Beispiel: »Das DFKI ist ein Forschungsinstitut«. Oder »das DFKI liegt in Kaiserslautern«. Durch die Kombination von Tripeln lassen sich die Aussagen in den Sätzen miteinander verknüpfen. Auf diese Weise lässt sich eine Struktur bauen, ein sogenannter Graph: ein Gebilde aus Knoten und ihren Verbindungen.



Wer genau ist eigentlich Heiko? Er trägt ja einen verbreiteten deutschen Vornamen, er könnte also einer von vielen sein, es ist nicht klar, welcher der Heikos gemeint ist. Um derartige Probleme zu lösen, hat sich das W3C die Eigenschaften des Internets zunutze gemacht. Alles, was im Internet existiert, muss nämlich eine spezifische Adresse haben. Diese eindeutige Adresse wird Uniform Resource Identifier genannt (URI). Sie kennen das: https:// – und dann kommt eine bestimmte Beschreibung, in einem Namensraum eines bestimmten Unternehmens, wenn Sie mit dessen Intranet verbunden sind. Oder es folgt der Name einer bestimmten Website im Internet. Das System existiert auch in Ihrem eigenen Computer, auch dort gibt es URI, jede Ihrer Dateien hat einen. Das sind die Adressen mit den vielen Schrägstrichen nach dem Prinzip Ordner/Untereordner/Dokument.

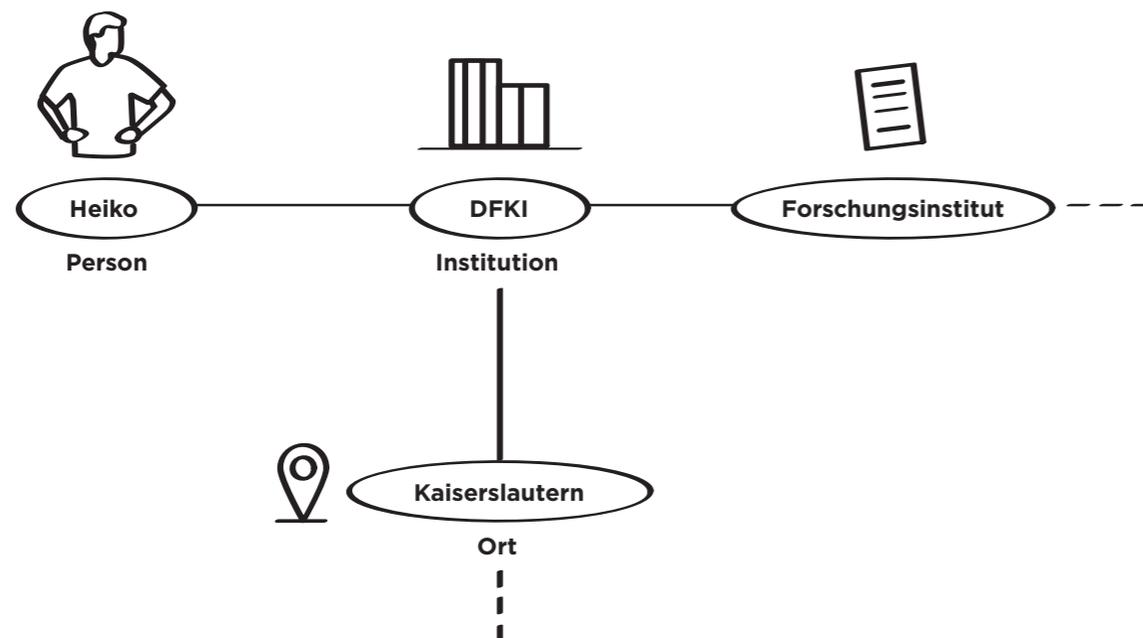
Stellen Sie sich nun vor, dass auch Heiko im Netz seinen eigenen URI hat, ebenso wie das DFKI oder Kaiserslautern. Alle drei sind Knoten in dem RDF-Graphen, und mit ihnen sind Kategorien verbunden: Heiko ist eine Person, und das DFKI ist eine Institution, und Kaiserslautern ist ein Ort. Aber wozu ist so etwas nützlich?



Individualisierte Wissensgraphen

Die verschiedenen Funktionen von Heikos Kalendersystem, seinem Aufgabenmanagementsystem und seinem Dateisystem, lassen sich nun miteinander verknüpfen. Die Tagesordnung des Treffens liegt in einer bestimmten Datei, hat also einen URI, der angibt, in welchem Ordner oder Ort im Internet sie sich befindet. Nun definieren wir, dass diese Tagesordnung ein bestimmtes Ereignis beschreibt. Also wieder mit einem Tripel aus Subjekt, Prädikat und Objekt. Und wir können angeben, dass diese Veranstaltung an einem bestimmten Ort stattfindet. Dieser Ort wäre wiederum beschrieben durch einen neuen URI, den uns beispielsweise Google Maps auf Basis des Längen- und Breitengrades zur Verfügung stellt. Jetzt haben wir bereits verschiedene Tripel miteinander kombiniert, die wir dann erneut

ergänzen können, weil an dieser Veranstaltung ja auch Leute teilnehmen. Es sind Personen, die wir durch Subjekt, Prädikat, Objekt beschreiben, und indem wir die Websites dieser Personen verknüpfen und auch ihre Adressen mit dem URI in Outlook kombinieren. Dann notieren wir, für wen diese Teilnehmer arbeiten. Und so konstruieren wir über diese Zusammenhänge von einzelnen »Subjekt, Prädikat, Objekt«-Tripeln einen ganzen Wissensgraphen, ein persönliches Informationsmodell, das Heiko verwenden kann, um an seinem Arbeitsplatz den Überblick zu wahren – und das jederzeit abrufbar ist und von jedem Computer dieser Welt verstanden werden kann.



Die Linked-Open-Data-Cloud

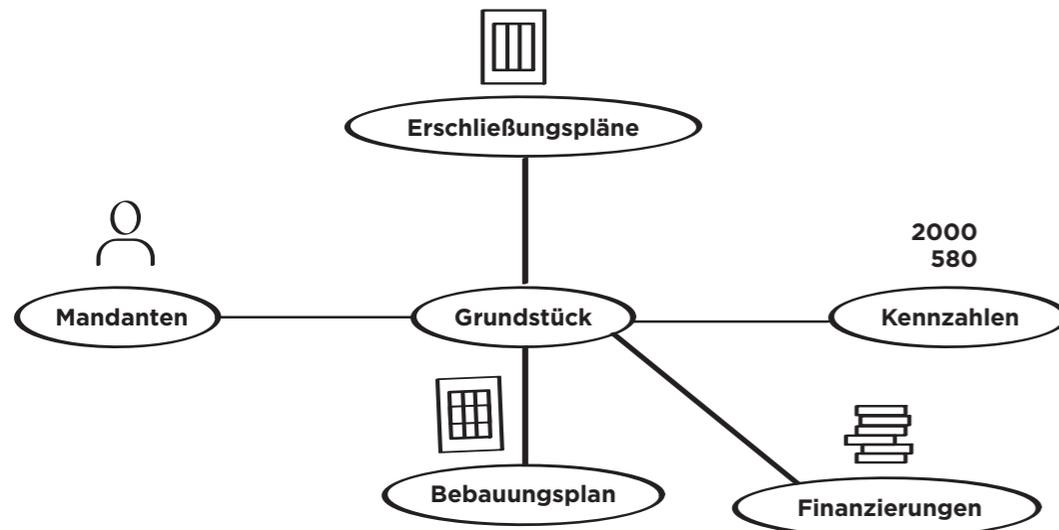
Wissensgraphen, in denen Gegenstände oder Personen über ihre inhaltlichen Bezüge miteinander verbunden sind, lassen sich für viele Zwecke verwenden. Es ist eine universelle Idee, die Unternehmen, Universitäten, Bibliotheken und viele andere nutzen können. So hat beispielsweise die amerikanische Regierung sämtliche Ergebnisse ihrer Volksbefragungen in Wissensgraphen mit mehreren Millionen Tripeln umgesetzt. Ein anderes Beispiel ist die Universitätsbibliothek in Hannover, die alle deutschen Dissertationen verwaltet und für den Zugriff auf sie mit Tripel-Strukturen operiert. Auch Wikipedia arbeitet mit einer solchen Technologie, und zwar unter <https://wiki.dbpedia.org>, wo die Inhalte von Wikipedia in der Sprache RDF repräsentiert werden. Da diese ein Standard ist, kann das mit RDF strukturierte Wissen von jedem Computer der Welt bearbeitet werden.

Überall arbeiten Menschen an Tripeln, sie sind Geografen und Mediziner, Pharmazeuten und Physiker, im Prinzip ist kein Bereich ausgespart. Auf diese Weise entsteht eine weltweite Landschaft der Wissensstrukturen, die Tim Berners-Lee als »globalen Graphen« bezeichnet hat, erreichbar in der sogenannten Linked-Open-Data-Cloud.

Interessant ist darin das Wort »Open«. Es heißt »for free«. Das haben große Firmen wie Amazon, Microsoft oder Google verstanden und sich aus dieser Wissenscloud bedient, um ihre eigenen Systeme zu verbessern. So nutzt beispielsweise Google diese frei verfügbare Quelle für seine sogenannte Hummingbird-Suche: Dieser Algorithmus untersucht die semantischen Verbindungen zwischen den Wörtern einer Suchanfrage. Sie können seine Ergebnisse sehen, wenn Sie eine Suchanfrage aus mehreren Wörtern eingeben und dann ein Kasten mit Vorschlägen erscheint. Der Kasten weist uns übrigens auf ein Motiv hin, das so alt ist wie die KI insgesamt: das Verstehen von natürlichen sprachlichen Sätzen.

Suchen wir einmal Donald Trump auf Google. Sie geben seinen Namen ein und sehen: Er hat bestimmte Ämter, Familienmitglieder und einige aktuelle Themen, die in der Nachbarschaft seines Namens im Graphen verankert sind. Der Graph ist pausenlos in Bewegung, wird verändert aufgrund aktueller Ereignisse – und Google bedient sich dieses Graphen, um entlang der Verbindungen Wissen herzuleiten und Ihnen mit der Hummingbird-Suche zur Verfügung zu stellen.

Auch andere Unternehmen können die Wissensgraph-Technologie nutzen. Sowohl innerhalb ihrer Organisation, deren Wissen in unterschiedlichen Systemen wie in getrennten Containern lagert und nicht semantisch organisiert ist, als auch innerhalb von Kundenbeziehungen. In den USA und in China findet das in großem Maße statt, leider noch wenig in Deutschland.



Stellen Sie sich vor, Sie verwalten Liegenschaften. Die Informationen befinden sich auf dem Katasteramt, im Grundbuch, in Plänen oder auch in Ordnern eines Netzwerks. Diese verteilten Informationen mit ihren unterschiedlichen Formaten aufeinander zu beziehen ist eine echte Herausforderung. Mithilfe der heutigen Standards für Wissensgraphen können Sie die Informationen aber in einer darüberliegenden Schicht in RDF zusammenführen. Nehmen Sie sich nun ein bestimmtes Objekt heraus, etwa ein Grundstück, dann sehen Sie: Es wurde von einem Mandanten erworben, der so und so heißt; es ist mit Kennzahlen versehen und Bestandteil unterschiedlicher Pläne,

etwa von Bebauungsplänen, Erschließungsplänen, Finanzierungen und so weiter. Alles das kodiert in einer einheitlichen Sprache, mithilfe derer Sie nun beispielsweise ein Dashboard entwickeln können: eine Benutzeroberfläche, die wie ein Cockpit aussieht, auf alle Archive Zugriff hat und von jeder Sachbearbeiterin oder jedem Sachbearbeiter genutzt werden kann. Mehr noch: Existiert ein solcher Wissensgraph, dann lassen sich auch Chatbots entwickeln, die aufgrund der semantischen Verknüpfungen zwischen Objekten in Dialoge mit Kunden oder anderen Anfragenden treten können.



Auf den Punkt

- Information ist verteilt. Wissen wird daraus, wenn wir sie nach ihren Inhalten organisieren. Das lässt sich mithilfe sogenannter Wissensgraphen realisieren
- Sie entstehen, indem »Subjekt-Prädikat-Objekt«-Tripel aufeinander verweisen: Das Objekt des einen Tripels wird zum Subjekt des nächsten und so weiter. Solche Strukturen entstehen derzeit weltweit auf der Basis des Internets, und es existiert auch eine einheitliche formale Sprache dafür, genannt RDF
- Mit RDF ist eine Technologie gegeben, die Unternehmensprozesse vereinfachen und auch den Alltag jedes Einzelnen erleichtern kann
- Warum ist das Künstliche Intelligenz? Weil Inhalte miteinander verknüpft werden, und das ist eine wesentliche Intelligenzleistung

Multimedia-Data-Mining

Trends und Emotionen in Big Data erkennen – Von Andreas Dengel

Aus der digitalen Gesellschaft sind soziale Plattformen nicht mehr wegzudenken. Sie sind oft Impulsgeber, Quelle und Kommunikationsmedium zugleich und beeinflussen auf diese Weise unser privates wie öffentliches Leben. Ereignisse der übrigen Welt spiegeln sich in den Netzwerken wider und werden dort geteilt, hinterfragt oder kritisiert.

Artikel 5 des Grundgesetzes für die Bundesrepublik Deutschland beginnt mit dem Satz

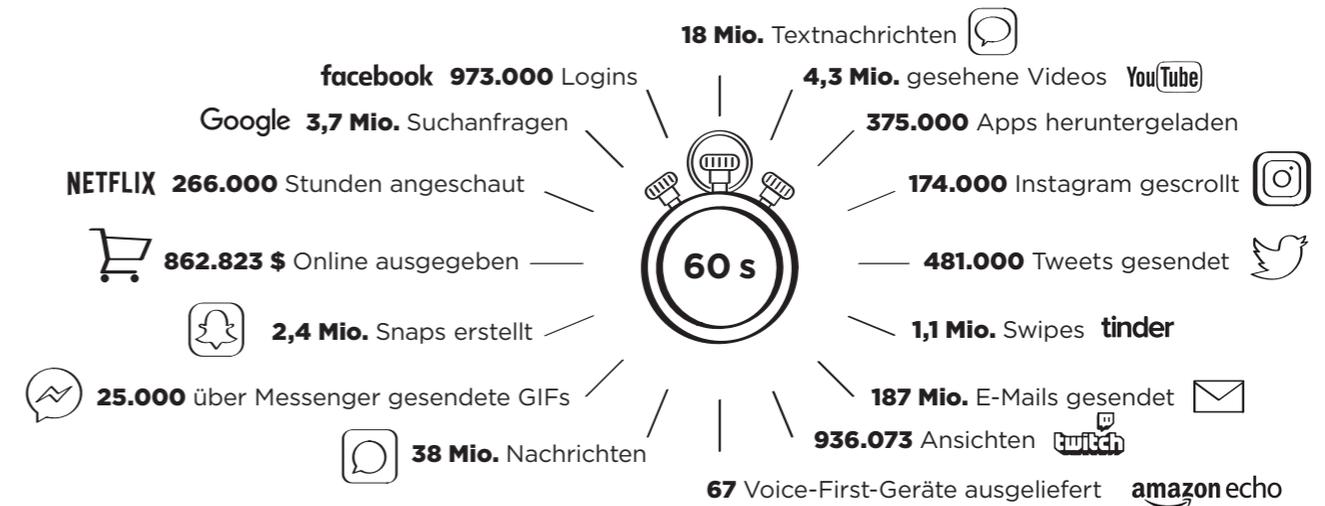
»Jeder hat das Recht, seine Meinung in Wort, Schrift und Bild frei zu äußern und zu verbreiten und sich aus allgemein zugänglichen Quellen ungehindert zu unterrichten«.

Davon machen die Bürger heute mehr Gebrauch als je zuvor. Das Internet ist voller Meinungsäußerungen, versteckt unter Massen von irrelevanten und unstrukturierten Daten. Über Microblogging-Plattformen wie Twitter bis hin zu Video-Repositorien wie YouTube sagen Nutzer ihre Meinung zu Filmen, Marken, Institutionen und Regierungen. Andere Benutzer reagieren auf diese Äußerungen, verknüpfen sie mit weiteren Medieninhalten, geben kurze Kommentare ab oder klicken einfach auf die Option »like«. Dies führt zu Debatten oder auch zu Pöbeleien, und es werden die

Stimmungen und Erwartungen der Bevölkerung öffentlich zum Ausdruck gebracht.

Die sozialen und kulturellen Auswirkungen dieser Entwicklung sind ein komplexes Thema. Jedenfalls ist das Interesse an der automatischen Analyse dieser Art von Inhalten stark gestiegen. Unter anderem zielen solche sogenannten Data-Mining-Verfahren darauf ab, herauszufinden, was Menschen über ein Unternehmen, seine tragenden Personen, die Produkte und Dienstleistungen denken.

Uns interessiert hier vornehmlich die Möglichkeit, mithilfe von Künstlicher Intelligenz derartige Stimmungen und Meinungen zu entdecken und zu interpretieren. Da Kommunikation und Meinungsbildung heute vor allem multimedial sind, beschäftigen wir uns in dieser Lektion mit multimedialem Data-Mining.



Arbeit im Datenbergwerk

Lassen Sie uns zunächst einige Begriffe klären. Wenn wir über Data-Mining sprechen, bedeutet dies nicht die Extraktion, also die Entnahme bestimmter Daten aus einem größeren Datensatz – wie eine Übersetzung des Begriffs vielleicht vermuten lässt –, sondern vielmehr **das Entdecken von verborgenen Mustern in großen Datenmengen**. Für Data-Mining werden heute zunehmend Verfahren des maschinellen Lernens eingesetzt. Dazu gehören statistische Methoden wie auch künstliche neuronale Netze.

In der Lektion über maschinelles Lernen haben Sie bereits die wesentlichen Prinzipien solcher Netze kennengelernt. Im Data-Mining können diese Netze dazu eingesetzt werden, noch unbekannte Muster zu finden, die gleichermaßen in verschiedenen Datensätzen auftreten, also beispielsweise Käufer zusammenfassen, die einen ähnlichen Geschmack haben. Das nennt man dann **Cluster-Analyse**. Andere Data-Mining-Ansätze betrachten die Erkennung von

In nur einer Minute ...

... wird eine riesige Menge an multimedialer Information im Internet geteilt

Anomalien, also die Entdeckung ungewöhnlicher Datensätze oder Datenpunkte, beispielsweise in Sensordaten aus Produktionsprozessen; solche Anomalien können auf Fehlfunktionen hinweisen. Wiederum andere Verfahren versuchen Abhängigkeiten zwischen Daten aufzudecken, zum Beispiel Zusammenhänge zwischen Erntemengen und Durchschnittstemperaturen sowie mittlerem Niederschlag.

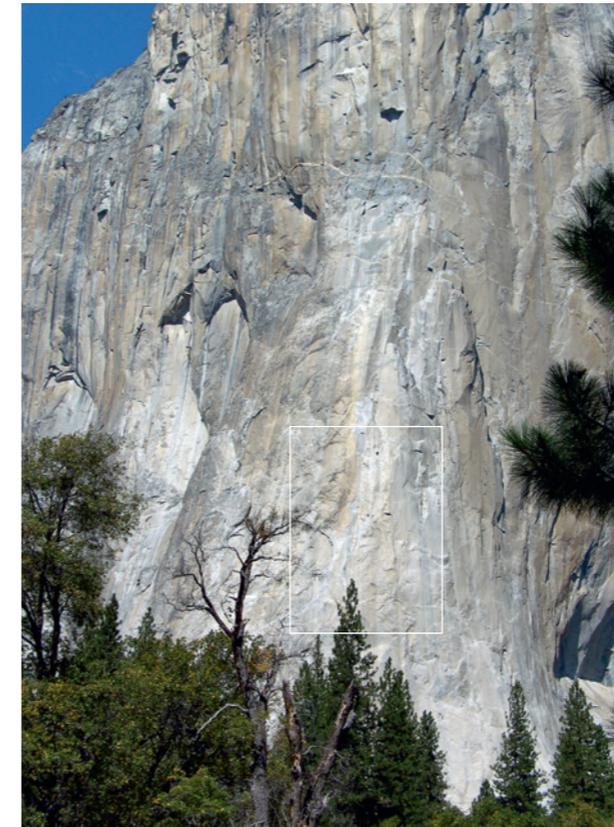
Data-Mining kann im Prinzip auf alle digitalen Formate angewendet werden, in denen sich Inhalte präsentieren: Texte, Zeitreihen, Audiodateien, Bilder, Animationen, Videos oder auch Protokolle von Interaktionen. Wenn wir von Multimedia-Data-Mining sprechen, dann meinen wir die gleichzeitige Betrachtung verschiedener Formate, also beispielsweise Bild und Text.

Die Digitalisierung hat die Menge multimedial dargestellter Inhalte geradezu sprunghaft erhöht. Sie kennen das: Mit der Kamera Ihres Smartphones können Sie ein Bild aufnehmen, es mit einem Emoji versehen, eine kurze Textnachricht hinzufügen und das Ganze dann über die sozialen Plattformen versenden. Die Verwendung von Bildern und das Teilen von Alltagsereignissen macht die Kommunikation für viele Menschen erlebnisorientierter. Sie wird dadurch weniger abstrakt und spricht beim Empfänger einer Nachricht Emotionen an, etwa Genuss, Kreativität, Individualität oder Gemeinschaftssinn. Bilder erregen beim Betrachter mehr Aufmerksamkeit als reine Textnachrichten. Zudem werden sie in der Regel als glaubwürdiger empfunden, da sie unmittelbar die Wirklichkeit abbilden oder sie zumindest unmittelbar abzubilden scheinen.

Allein auf YouTube werden im Jahr 2019 pro Minute circa 4,5 Millionen Videos aufgerufen, über Facebook Messenger und WhatsApp 41 Millionen Nachrichten versandt, ebenfalls alles in nur einer Minute. Eine gewaltige Ressource für Multimedia-Data-Mining.

Interessant ist nicht nur, herauszufinden, welche Nachrichten mit welchen Bildern verknüpft und geteilt werden, sondern auch, welche Stimmungen die Bilder transportieren oder beim Betrachter erzeugen. Nehmen wir einmal dieses Bild, das Andreas Dengel vor einigen Jahren im Yosemite Valley in Kalifornien aufgenommen hat. Überlegen Sie kurz, was Sie empfinden, wenn Sie das Bild betrachten.

Vielleicht hat Ihnen einfach der Fels imponiert? Oder Sie kennen den dazugehörigen Berg, weil Sie selbst schon da waren? Doch was der Fotograf beim Fotografieren empfunden hat, war etwas ganz anderes, denn ihn interessierten die Bergsteiger in der Steilwand. Diese hatten damals seine Aufmerksamkeit erregt und ihn emotional berührt. So ist es oft mit Bildern. Insbesondere wenn Emotionen mit ihnen verbunden sind, werden Inhalte perspektivisch und subjektiv ganz unterschiedlich wahrgenommen und wirken daher ganz unterschiedlich auf die Personen, die sie betrachten.



Inhalte und Wahrnehmung

Was war Ihr erster Gedanke beim Betrachten dieses Bildes?



Wie Maschinen Emotionen in Bildern erkennen

Emotional beeindruckende Bilder können in verschiedenen Anwendungen wichtig sein, wie etwa der Werbung. So bewegen sich beispielsweise »Crawler« genannte Programme durchs Internet, die nach bildhaften Inhalten suchen und diese klassifizieren. Wenn die Crawler etwas Geeignetes finden, beispielsweise einen süßen Hund, können die Plattformbetreiber Geld verdienen, indem Produkte in der Nähe der Bilder platziert werden. Die Kunden assoziieren dann möglicherweise die Inhalte mit dem Produkt und gehen eine emotionale Bindung mit ihm ein.



Allerdings sind die Möglichkeiten der Systeme, die so etwas tun, bisher recht begrenzt. Die Systeme stoßen beispielsweise auf Motive, die nicht unbedingt positive Emotionen vermitteln, die abstoßend sind oder gar Angst einjagen. Es gibt ja auch furchterregend dreinblickende Hunde. Das sind dann Orte, wo man seine Werbung nicht unbedingt platzieren möchte.

Wie an diesem Beispiel ersichtlich, lassen sich emotional behaftete Bildinhalte mit Eigenschaftswörtern beschreiben, und zwar mit solchen Adjektiven, die eine Polarität aufweisen, also positive oder negative Eigenschaften tragen, wie etwa hässlich und schön oder dunkel und hell. Sie werden von uns in vielen Fällen genutzt, um sie mit Substantiven zu verbinden, um unseren subjektiven Eindruck zu beschreiben, beispielsweise in der Kombination »schöner Mensch«.

Emotionen in Bildern

Emotional beeindruckende Bilder sind im Einsatz für Werbung wichtig. Ein süßer Hund (unten) eignet sich zur Platzierung von Werbung in diesem Falle eher als ein Furcht einflößendes Tier (oben)

In den sozialen Medien werden viele Nachrichten verschickt, die Bilder enthalten sowie in Textform die mit dem Bild verknüpfte individuelle Stimmung: »süßer Hund« – das ist dann ein solches Adjektiv-Substantiv-Paar (man spricht auch vom Adjektiv-Nomen-Paar). Es ist genau diese kombinierte Präsenz von Bild und beschreibendem Text, die Data-Mining nach emotionalen Bildinhalten erlaubt. Mit großen Mengen solcher Kombinationen lassen sich maschinelle Lernverfahren so trainieren, dass sie anhand von Bildern im Netz Stimmungslagen erkennen.

Eine der größten für die Forschung zugänglichen Sammlungen digitaler Bilder, die mit Text annotiert sind, ist der YFCC-100-Datensatz. Dieser »Yahoo Flickr Creative Commons« ist eine Sammlung von etwa 100 Millionen Bildern und Videos, die von Benutzern hochgeladen und von ihnen mit Texten versehen wurden, mit Überschriften, Kommentierungen und Beschreibungen also, die sich auf die jeweiligen Bild- und Videoinhalte beziehen.

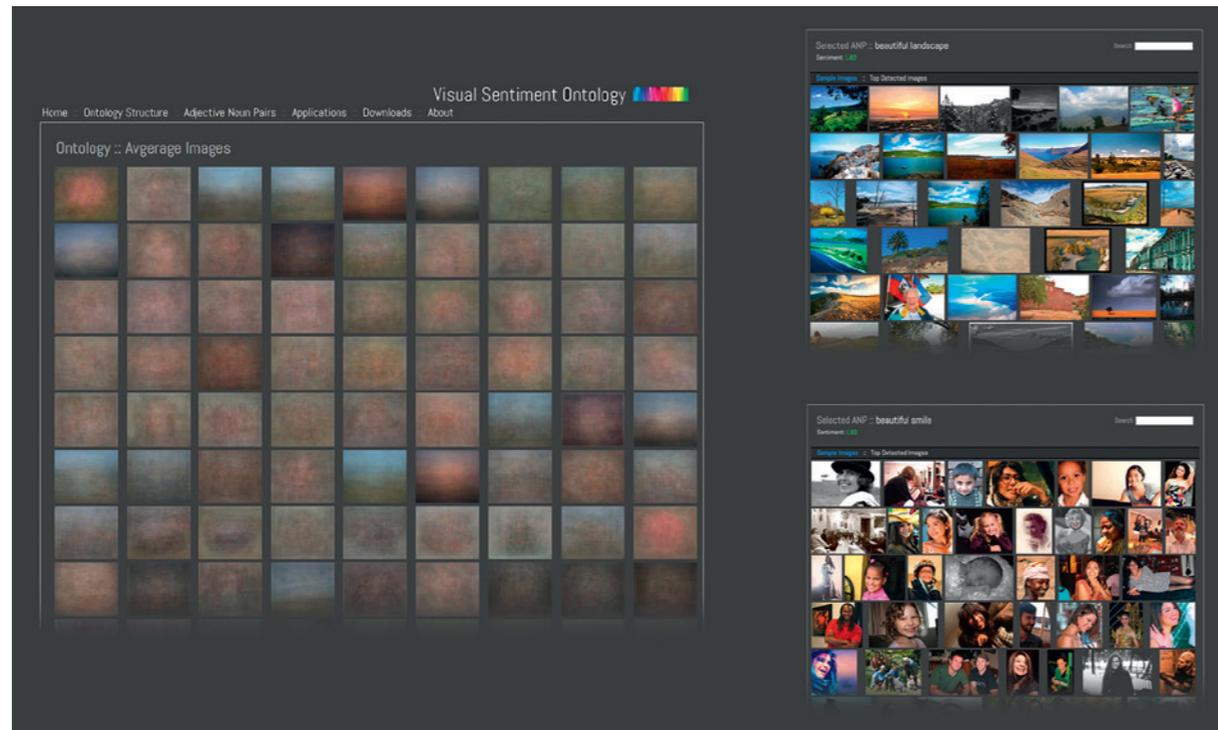
In diesen Texten finden sich viele Adjektiv-Substantiv-Kombinationen. Uns interessieren allerdings nicht alle Adjektive, sondern nur solche, die drei wichtige Voraussetzungen erfüllen. Erstens müssen sie in Verbindung mit dem Substantiv eine negative oder positive Polarität aufweisen. Uninteressant ist beispielsweise eine Umschreibung wie »kleines Auto«, während »cooler Van« oder »schmutzige Karre« relevant sind.

Zweitens sollten die Adjektive auch mit gewisser Häufigkeit im Datensatz vorkommen und drittens gut zu den dazugehörigen Bildinhalten passen, um mit automatischen Data-Mining-Verfahren entdeckt werden zu können.

Nach einer Analyse des YFCC-Datensatzes sind am Ende mehr als 2000 solcher Adjektiv-Substantiv-Paare übrig geblieben, die alle drei Voraussetzungen erfüllen. Jedes dieser Konzepte stellt eine Klasse dar, die für bestimmte emotionale Bildinhalte steht.

Durch Einbeziehung aller Bildbeispiele aus dem YFCC-Datensatz, die mit mindestens einem der 2000 Adjektiv-Substantiv-Paare versehen sind, lässt sich nun ein tiefes neuronales Netz trainieren, das die entsprechenden Bildmerkmale erlernt. Es kann sodann auch bisher unbekannte Bilder analysieren und sie den Klassen wie »süßes Pony« oder »schöner Strand« zuordnen.

Das Ergebnis dieses Lernprozesses kann man auch visualisieren, nämlich in Form von Durchschnittsbildern, die das neuronale Netz als Summe aller Bildmerkmale einer Klasse gelernt hat. So ein Durchschnittsbild ist für uns Menschen in dieser Form nicht verständlich. Für das künstliche neuronale Netz repräsentiert es aber ein Muster, das allen Bildern gemein ist, die mit genau diesem Adjektiv-Substantiv-Paar versehen sind. Es ist wie mit dem Sieg bringenden Go-Zug, den kein Mensch sah, die Maschine aber sehr wohl.



Visual Sentiment Ontology

Das künstliche neuronale Netz bildet eine Vorstellung von Schönheit anhand von Durchschnittswerten. Für Menschen sind die Durchschnittswerte nicht mehr nachvollziehbar, aber das Netz klassifiziert die Bilder richtig.

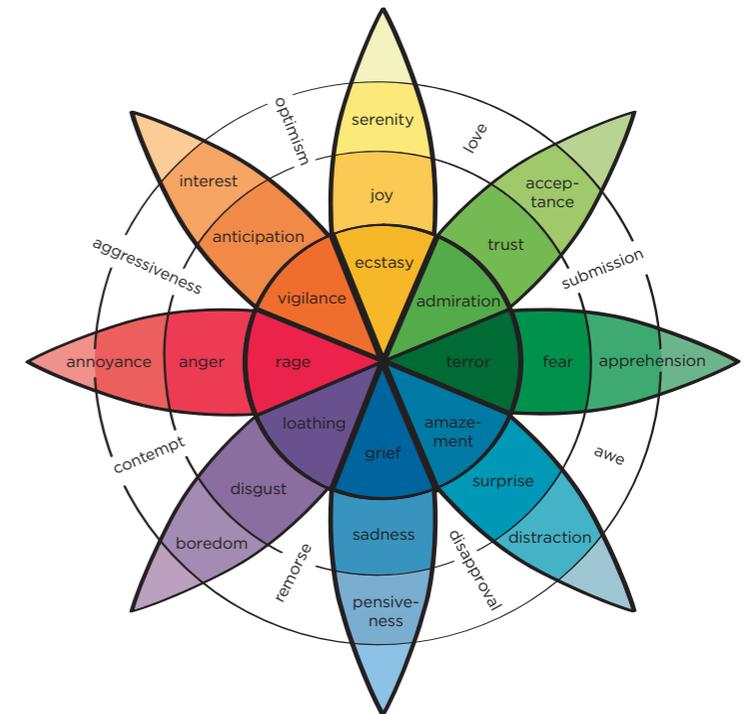
Eine Suchmaschine für Bilder und Emotionen

Die Muster sind auch aus anderem Grund interessant. Betrachten wir ein Modell, das unter der Bezeichnung »Rad der Emotionen« bekannt und von einem Wissenschaftler namens Robert Plutchik entwickelt wurde. Es besteht aus acht primären bipolaren Emotionen, die im Gegensatz zueinander stehen: Freude gegen Traurigkeit, Wut gegen Angst, Vertrauen gegen Ekel und Überraschung gegen Erwartung.

Darüber hinaus stellt dieses Modell eine Verbindung zwischen der Idee eines Emotionskreises und derjenigen eines Farbrads her. Es drückt mit Farben primäre Emotionen in unterschiedlicher Intensität aus und vermischt sie auch, um weitere Gefühlswerte darzustellen. Dieses Modell kann man ebenfalls für das Data-Mining in Datensätzen multimedial dargestellter Emotionen verwenden, um Stimmungen zu analysieren.

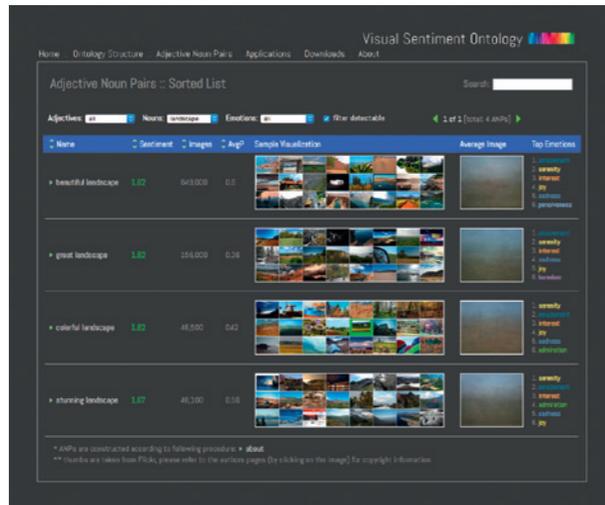
Sehen wir uns dazu noch einmal die optischen Muster an, die für die diversen emotionalen Adjektiv-Substantiv-Konzepte erlernt wurden. Sie bestehen aus Bildpunkten, die jeweils Mischfarben aus dem Rot-Grün-Blau-Farbraum (dem RGB-Raum) mit einem bestimmten Intensitätswert enthalten. Jetzt kommt Plutchiks Rad der Emotionen ins Spiel: Aus den Bildpunkten gleicher Farbe und Intensität wird jeweils eine Summe gebildet, und die sich ergebenden Maxima werden mit den korrespondierenden Emotionen in Plutchiks Rad assoziiert. Diese sind dann offenbar die vorherrschenden Gefühlswerte eines Bilds.

Mithilfe der vom neuronalen Netz gelernten Klassenkonzepte lässt sich eine Suchmaschine entwickeln, die nach gewissen stimmungsvollen Eindrücken in der von den Usern kommentierten Bildersammlung sucht. Wenn wir etwa den Suchbegriff Landschaft eingeben, so erhalten wir als Ergebnis diverse emotionale Ausprägungen von Land-



Rad der Emotionen – Robert Plutchik

Emotionen werden nach ihren systematischen Beziehungen untereinander gruppiert



Emotionale Ausprägung von Bildern

Auf der rechten Seite sammelt das System das jeweilige Muster der Durchschnittsbilder, weiter rechts die in diesen Mustern dominanten Emotionen

schaft mit den jeweiligen Beispielen aus dem Datensatz. Zu sehen sind etwa 849.000 Bilder mit dem Label »Beautiful Landscape« und 156.000 mit dem Label »Great Landscape«. Wir hätten auch noch nach bestimmten Adjektiven suchen können. Wenn Sie unter dem Link <https://visual-sentiment-ontology.appspot.com> auf »adjective noun pairs list« klicken, dann können Sie selbst suchen.

In der Anzeige der Suchergebnisse der »adjective noun pairs list« sehen wir auf der rechten Seite wieder das jeweilige Muster der Durchschnittsbilder und noch weiter rechts die in diesen Mustern dominanten Emotionen, bezogen auf die von Plutchik eingeführten Farbassoziationen. Es ist interessant zu sehen, dass über automatische Data-Mining-Verfahren solche Stimmungen wie Staunen, Gelassenheit, Interesse, Freude, Traurigkeit, Nachdenklichkeit in Landschaftsbildern zu erkennen sind.

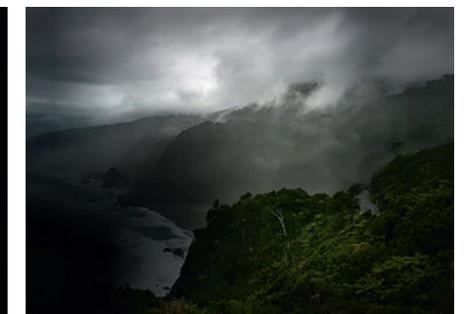
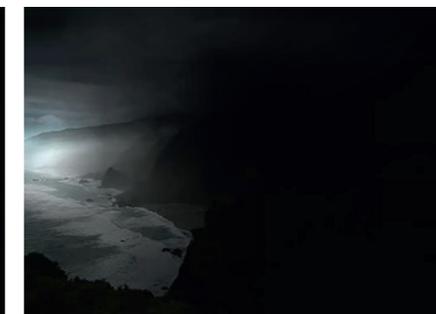
Und zwar in zuvor unbekanntem Bildern. Praktisch gesehen misst das System, wie hoch der Anteil des gelernten Musters im unbekanntem Bild ist, und stellt auf dieser Basis eine Rangfolge der passenden Konzepte her. Da Bildinhalte einen hohen Grad an Subjektivität aufweisen, ist nicht nur das beste Ergebnis von Interesse, sondern auch die Gruppe der im Ranking direkt folgenden Konzepte. Wenn wir die besten fünf betrachten, wird das schnell nachvollziehbar, da alle gezeigten Beispiele Sinn ergeben.

Dank der großen Datenmenge ist das System tatsächlich in der Lage, das subjektive Assoziieren von Menschen zu simulieren. Und das, obwohl es eigentlich nur Muster oder Teile von Mustern erkennt. Basierend auf dieser Annahme kann man das neuronale Netz sogar so erweitern, dass es Bilder nicht nur als Ganzheit emotional klassifiziert, sondern in ihnen auch jene Pixel-Regionen identifiziert, die für die emotionale Zuordnung zu den jeweiligen Adjektiv-Substantiv-Konzepten verantwortlich sind.



Stormy Landscape

Das System ist in der Lage, das subjektive Assoziieren von Menschen zu simulieren und Emotionen in den Bildern zu erkennen



Vom trainierten System erkannte Konzepte

1. Stormy Waves
2. Stormy Coast
3. Stormy Clouds

Was ließe sich mit dieser erstaunlichen Technologie praktisch anfangen? Eine einleuchtende Anwendung ist beispielsweise die automatische Erzeugung von Bildüberschriften, auch von emotional gefärbten. Sie können einer Fotokollektion hinzugefügt werden, die sich sodann leichter durchsuchen lässt. Die Überschriften ließen sich mit den Metadaten der Fotos, also Orts- und Zeitstempel, sowie mit den Resultaten einer automatischen Gesichtserkennung kombinieren. Am Ende steht ein KI-System, das zu jedem neu gemachten Bild einen Vorschlag für eine Überschrift erzeugt. Beispielsweise »Fröhliche Runde mit Rudi und Helga in einem belebten Straßencafé an einem sonnigen Septembertag in Downtown New York«.



Auf den Punkt

- Kommunikation heute bedeutet auch, seinen Alltag und seine Emotionen zu teilen. Über Plattformen wie Facebook Messenger, Instagram oder WhatsApp werden jeden Tag Hunderte von Milliarden von Nachrichten versandt, viele enthalten Bilder, die mit emotionalen Textnachrichten andere Menschen am Alltagserlebnis eines Nutzers teilhaben lassen
- Um zu verstehen, was die Welt bewegt und wie sich Menschen dabei fühlen, können solche multimedialen Nachrichten mit Data-Mining-Verfahren analysiert werden. Mithilfe von Adjektiv-Nomen-Paaren lassen sich emotionale Klassen bestimmen
- Auf Grundlage von Beispieldaten kann ein tiefes neuronales Netz trainiert werden, das die bildinhärenten Eigenschaften für jede Klasse lernt, dazugehörige Emotionen bestimmt und so das Tor für viele interessante Anwendungen öffnet, etwa Suchmaschinen, die nach emotional geprägten Bildinhalten suchen, oder Tools, die Fotokollektionen automatisch mit Überschriften versehen

KI und Arbeit Prognosen, Chancen und Herausforderungen – Von Shirley Ogolla

Der Begriff »Künstliche Intelligenz« umfasst Systeme, die auf der Basis großer Datenmengen lernen können, komplexe Probleme zu lösen oder Muster zu erkennen – beispielsweise das Verhalten von Personen autonom oder teilweise autonom vorherzusagen. Infolgedessen dringt KI in Tätigkeitsbereiche vor, die bisher dem Menschen vorbehalten schienen. Künstliche Intelligenz wird als wesentlicher Faktor einer umfassenden Veränderung der Arbeitswelt angesehen. Und zwar nicht nur der Mensch-Maschine-Interaktion in der Fabrik, sondern auch der Wissensarbeit am Schreibtisch. Hier sind beispielsweise neue Technologien für Textverarbeitung und Spracherkennung zu nennen; in zunehmendem Maße lassen sich das Abfassen komplexer Standardtexte oder die Simultanübersetzung automatisieren, ja sogar die Rechtsanwendung. Es entstehen leistungsfähige Werkzeuge für die Büroarbeit sowie solche Systeme, die den Menschen teilweise oder ganz ersetzen.

In dieser Lektion behandeln wir die Fragen, wie die Arbeitswelt der Zukunft unter dem Einfluss von KI aussehen wird. Sie werden Formen der Arbeit kennenlernen, die durch den Einsatz von KI entstehen, und erörtern, welche Veränderungen der Einsatz von KI innerhalb von Organisationen und Unternehmen mit sich bringen kann und wie Sie mit diesen Veränderungen umgehen können. Die Frage, ob KI in eine Zukunft ohne Arbeit führt, soll am Anfang stehen.

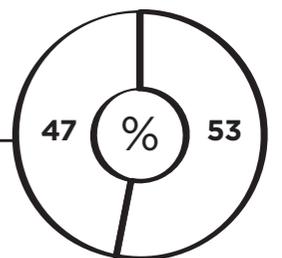
Zukunft ohne Arbeit?

In der öffentlichen Debatte wird oft die Befürchtung geäußert, dass der Einsatz von KI zum Verlust von Arbeitsplätzen oder sogar ganzer Branchen führen könnte. Die wohl bekannteste Studie, die diese Besorgnis stützt, ist die von Carl Benedikt Frey und Michael A. Osborne aus dem Jahr 2017. Diese Studie führt eine Liste von 702 Berufen in den USA auf, von denen 47 Prozent angeblich bedroht seien. Allerdings wird die Methodik dieser Studie stark kritisiert, da sie lediglich auf wenigen Expertenmeinungen beruht.

Andere Untersuchungen sehen mittelfristig keine massiven Risiken für Arbeitsplätze, wie beispielsweise eine Studie der OECD aus 2016. Es sind sich aber beide Seiten einig, dass Arbeitnehmer von signifikanten Veränderungen betroffen sein werden. Denn der zunehmende Einsatz von KI verändert die Rollen, Prozesse, Praktiken, Strukturen und Bedingungen am Arbeitsplatz.

Bedrohte Berufe

laut Frey und Osborne 2017



Einige Forscher prognostizieren einen durch KI geprägten Wettbewerb zwischen Mensch und Maschine, andere halten es für wahrscheinlicher, dass sich kooperative Arbeitsweisen etablieren werden. Im Rahmen einer Studie des Massachusetts Institute of Technology (MIT) hat man 2014 herausgefunden, dass Menschen bei gewissen Aufgaben die Interaktion mit Maschinen gegenüber der mit Menschen bevorzugen. Die Informatikerin Lilly Irani, die an der University of California in San Diego lehrt, ist der Auffassung, Automatisierung ersetze Arbeit nicht, sie **versetze** Arbeit.

Die beiden Betriebswirtschaftler Erik Brynjolfsson und Andrew McAfee erwarten gar Veränderungen im Ausmaß einer weiteren industriellen Revolution. Sie werde neue Möglichkeiten für eine Reorganisation der Arbeitsprozesse eröffnen. Dies bedeute

- mehr Inklusion und Empowerment für Beschäftigte eines Unternehmens,
- ihre Entlastung von Routinetätigkeiten,
- die Entwicklung neuer Fähigkeiten
- sowie die Vereinbarkeit von Beruf und Privatleben.

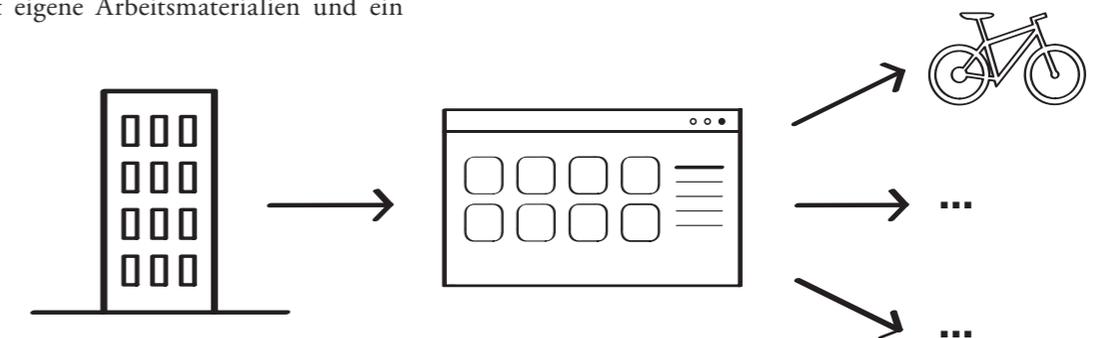
Die Automatisierung von Arbeitsprozessen erfordert in einem ersten Schritt die Quantifizierung der Aktivitäten der Mitarbeitenden. Fast alle Unternehmen haben inzwischen damit begonnen, Daten umfassend zu sammeln und zur Optimierung interner und externer Prozesse zu nutzen. Diese Übersetzung von Arbeitsprozessen in Daten hat ebenfalls Auswirkungen auf die Organisationsstruktur und -kultur.

Wir stehen also vor einem weitreichenden Wandel der Arbeit, der Chancen und Risiken für alle Beteiligten mit sich bringt. Die öffentlich diskutierte Behauptung, unsere Gesellschaft werde von der KI überrollt, ist jedoch eine zu vereinfachte Darstellung. Gesellschaft und Technologie sind voneinander abhängig, und viele Studien zeigen, dass die Akteure die Entwicklung und Nutzung von Technologien in der Praxis mitgestalten. Gerade in Deutschland gibt es viele Institutionen der betrieblichen Mitbestimmung und der Sozialpartnerschaft, zu deren Zielen es gehört, den technologischen Wandel im Interesse der Beschäftigten zu beeinflussen.

Die Gewerkschaft ver.di beispielsweise vertritt ein »Recht auf gute Arbeit«, das auch für das sogenannte Crowdsourcing gelten soll. Crowdsourcing ist eine Methode, mithilfe von Online-Plattformen Arbeitsaufträge zu verteilen – in der Regel an Selbstständige. Aufgrund von Digitalisierung und digitaler Vernetzung wird es einfacher, ganze Projekte, aber auch kleinteilige Arbeitsschritte an eine große Zahl potenzieller Auftragnehmer auszulagern.

Neue Formen der Arbeit

Veränderungen der Arbeitswelt lassen sich besonders im freiberuflichen Sektor beobachten. Das Internet hat einen globalen Markt für freiberufliche digitale Arbeit geschaffen, der gegenwärtig schnell wächst. Digitalarbeiter sitzen fernab der oft gezeigten und prestigeträchtigen Büros von Google oder Facebook an Computerterminals und arbeiten in Microtask-, Crowd- und Gigworking-Strukturen. Unter **Microtasks** werden Aufgaben verstanden, die sehr klein oder einfach sind. Zum Beispiel das Transkribieren von Audioclips, Sortieren von unstrukturierten Texten in strukturierte Datenbankfelder und Filtern von obszönen Inhalten oder Gewaltbildern. Wenn mehrere Menschen gleichzeitig an diesen Tätigkeiten arbeiten, nennt sich das **Crowdworking**. Darunter ist eine Form der Arbeitsorganisation zu verstehen, die es räumlich voneinander getrennten Personen ermöglicht, auf einer Internetplattform gemeinsam Probleme zu lösen. Der Begriff Gig von **Gigworking** ist aus der Musikbranche bekannt. Man spricht von einem Gig, wenn Bands einen bezahlten Auftritt haben. So wie ein Musikauftritt nur von kurzer Dauer ist, sind auch Gig-Jobs bloß vorübergehend. Gigworking ist auf keine Branche festgelegt. Klassische Beispiele hierzulande sind Fahrradkurier für Essenslieferungen. Gleichzeitig gibt es kaum Bereiche, in denen Gigworking nicht möglich wäre. Grundvoraussetzungen sind meist eigene Arbeitsmaterialien und ein Internetzugang.



Trotz aller Fortschritte der Computertechnologie existieren immer noch viele Aufgaben, die ein Mensch effektiver als eine Maschine lösen kann, etwa das Identifizieren von Objekten in einem Foto oder Video oder das Erforschen von Datendetails. Lilly Irani bezeichnet diese Form von Arbeit als »*hidden labor*«, versteckte Arbeit also, weil wir als Nutzer nichts davon mitbekommen. So gibt es beispielsweise Menschen, deren Job darin besteht, geflaggte Inhalte auf einem sozialen Netzwerk zu zensurieren, inklusive Selbstmordvideos und Kinderpornografie, acht Stunden am Tag zum Mindestlohn. Dank dieser versteckten Arbeiter empfangen wir als Nutzer keinen ungewollten Content auf unseren sauberen Social-Media-Feeds. Die seelischen Folgeschäden tragen sie allein.

Menschen, die diese und ähnliche Jobs verrichten, werden auch als **Data-Janitors** bezeichnet, sozusagen Hausmeister, die Ordnung im Chaos riesiger Datenmengen schaffen. Data-Janitors können Algorithmen unterstützen, indem sie »Trainingsdaten« erzeugen, um diese den Algorithmen zu zeigen und sie zu lehren, wie ein Mensch bestimmte Daten und bestimmte Muster zuordnet. Bevor die Bots unsere

Arbeitswelt erobern, müssen sie schließlich erst einmal lernen, unsere Sprache, Bilder, Töne und Sensordaten zu interpretieren. Das wird noch einige Zeit dauern.

Das Oxford Institute of Internet and Society hat eine digitale Karte programmiert, auf der man in Echtzeit sehen kann, wer wo wie viel Online-Gig-Arbeit verrichtet (<http://ilabour.oii.ox.ac.uk/online-labour-index/>). Diese Karte zeigt, welche Fähigkeiten und Dienstleistungen die Menschen in unterschiedlichen Ländern auf den Markt bringen können. In den Vereinigten Staaten beispielsweise ist Schreiben und Übersetzen die wichtigste Gig-Arbeit, während auf dem indischen Subkontinent die Softwareentwicklung dominiert. Die nahezu in Echtzeit fortlaufend erneuerte Karte basiert auf Daten von vier der größten Plattformen, die Käufer und Verkäufer von Online-Freelance-Arbeiten miteinander verbinden.

Einer der größten Anbieter von Microtask-Jobs ist Amazon Mechanical Turk. Die Plattform zielt darauf, den Zugang zu menschlicher Intelligenz einfach, skalierbar und kosteneffektiv anzubieten. Unternehmen oder Entwickler, die bestimmte Aufgaben erledigt sehen wollen, sogenannte »Human Intelligence Tasks«, können auf Tausende global verteilte, hoch qualifizierte On-Demand-Freelancer zugreifen und die Ergebnisse von deren Arbeit digital in ihre Geschäftsprozesse integrieren.

Zunächst erscheinen die Flexibilität und Autonomie der Aufträge für Freelancer besonders attraktiv. Solange man noch einen anderen festen Job hat und nur nebenbei sein monatliches Gehalt aufstocken möchte, mag Microtasking eine Option sein. Ist man jedoch von diesen Aufträgen praktisch abhängig, wird aber nicht durch eine Sozialversicherung abgesichert, da man diese Microtasks als

Selbstständiger bearbeitet, wird es komplizierter. Die Arbeitsverhältnisse auf solchen Plattformen sind prekär, man spricht auch von digitalen Sweatshops oder vom Klickproletariat. Die Erforschung dieses Bereichs der Arbeitswelt ist schwierig, da der Zugang zu validen Daten nicht einfach ist.

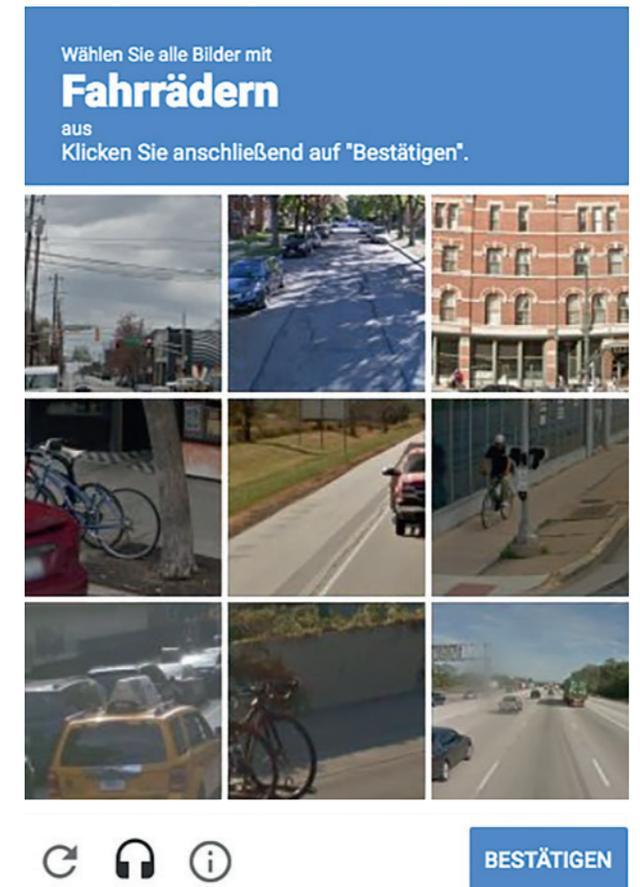
Nicht alle Microtasks werden als solche markiert und auch bezahlt. Unvorstellbar, denken Sie sich? Auch Sie haben sicher schon solche Microtasks verrichtet, ohne es zu bemerken oder dafür bezahlt zu werden: wenn Sie zum Beispiel eine Website besuchen und mal wieder beweisen sollen, dass Sie kein Bot, sondern ein Mensch aus Fleisch und Blut sind, und zwar indem Sie Gegenstände auf Bildern markieren. Der von Google betriebene reCAPTCHA-Dienst sammelt damit Daten für das Training von Systemen für die Bilderkennung. So werden Ihnen beispielsweise mehrere Bilder aus dem Straßenverkehr gezeigt, von denen Sie dann diejenigen Bilder anklicken sollen, auf denen sich Fahrräder befinden. Diese sind aus unterschiedlichen Perspektiven fotografiert, nur zur Hälfte abgebildet oder nicht auf den ersten Blick erkennbar. Einerseits kann der Computer natürlich feststellen, dass Sie kein Bot sind. Andererseits sammelt der Computer parallel Daten, um die Bilderkennung zu optimieren, also in Zukunft Fahrräder auf Bildern leichter identifizieren zu können.

Auf dieser Grundlage wurde das gesamte Archiv der *New York Times* digitalisiert. Wörter, die bei dem Einscannen durch die Software nicht erkannt wurden, wurden durch den CAPTCHA-Dienst optimiert. Oder es wurde die Bilderkennung von selbstfahrenden Autos optimiert.

Herausforderungen im digitalen Arbeitskampf

Wenn wir von Microwork, Crowd- und Gigwork sprechen, müssen wir auch die Arbeitskonflikte im digitalen Zeitalter betrachten. Vor welchen Herausforderungen die Gewerkschaften stehen, zeigt sich in den Debatten um Essenslieferdienste in Deutschland. KI erlaubt eine bisher nicht da gewesene Distanz zwischen Arbeitenden und ihren Unternehmensführungen, beispielsweise in Form einer App, die Aufträge zuweist, die Arbeitszeit erfasst und die Abrechnung regelt. Die Arbeitenden werden sozusagen physisch isoliert, auch untereinander. Zudem ist oft nicht klar, ob es sich rechtlich gesehen um eine Festanstellung oder um eine freiberufliche Tätigkeit handelt. Wie können Arbeitsschutz und soziale Absicherung gewährleistet werden, wenn unklare Arbeitsverhältnisse vorliegen? Wie soll man sich überhaupt organisieren, wenn man gar nicht weiß, wer sein Kollege ist, weil das Management von anonymen Algorithmen geregelt wird?

Die Fahrer einiger Lieferdienste mussten kreativ werden, um sich überhaupt zu treffen und organisieren zu können. In London beispielsweise haben sich die Fahrrad-Essenslieferanten von UberEats per Pizzabestellung organisiert: Eine Gruppe von Fahrern bestellte Pizza mehrmals an den gleichen Ort. Als die anderen Lieferanten, die noch nichts von dem Protest wussten, dann die Pizza an die angegebene Adresse lieferten, erzählten ihnen die Streikenden von ihrem Plan, sich zu organisieren. So konnten Hunderte Fahrer über mehrere Monate zusammenfinden, um sich für bessere Arbeitsbedingungen einzusetzen.



Der reCAPTCHA-Dienst von Google ...

... ist ein automatischer Test im Internet, der einen Menschen von einem Bot unterscheiden soll – und ganz nebenbei Trainingsdaten sammelt, um die Bilderkennung zu optimieren

KI und Wissensarbeit

Das Feld der Wissensarbeiter, also solcher Arbeiter, die nicht für körperliche Arbeit, sondern für die Anwendung ihres Wissens bezahlt werden, ist noch weitgehend unerforscht und vor allem deshalb bemerkenswert, weil viele der fortschrittlichsten digitalen Technologien im wissensintensiven Dienstleistungssektor oft viel früher eingesetzt werden als in der Produktion. Dazu trägt gerade das große wirtschaftliche Potenzial der KI in Bereichen wie Marketing, Produktentwicklung oder Personalwesen bei.

Durch Technologieakzeptanz-Studien wissen wir, dass der produktive Einsatz einer neuen Technologie von vielen Voraussetzungen und Einflussfaktoren abhängt. Neben den bisherigen Erfahrungen und Fähigkeiten der Anwender spielt auch das Vertrauen in die neue Technologie eine wichtige Rolle. Je mehr sie der neuen Technologie vertrauen, desto produktiver wird diese eingesetzt. Vorteile, wie etwa die Steigerung der Produktivität, hängen sehr von der Akzeptanz der Benutzer ab. Unternehmen, die KI einführen, sind darum an einem frühen, partizipativen und transparenten Verhandlungsprozess über den technologischen Wandel interessiert.

Dienstleister, die KI anbieten, stehen häufig vor der Herausforderung, erst einmal herauszufinden, was für ein Produkt für den gewünschten Zweck passend ist. Insbesondere, wie Mensch und Maschine in einer bestimmten Arbeitsumgebung interagieren sollen. Eine noch größere Herausforderung ist jedoch das Verhalten der Mitarbeiter während der Einführung von KI am Arbeitsplatz. Belegschaften zeigen selten Offenheit für technologische Innovationen. Das führt dann oft zu Frust bei allen Beteiligten.

Seit der Einführung des Personal Computers mussten Belegschaften immer wieder mit dem Einsatz neuer Systeme zurechtkommen. Auch jetzt, im Kontext der Digitalisierung, sind viele noch lange nicht am Ziel ihrer Transformation angekommen. Oft wird beispielsweise viel Zeit und Geld in ein KI-Tool investiert – doch die Technologie wird am Ende nicht richtig angenommen und bleibt vorerst funktionslos.

Viele Unternehmen erfüllen schon eine wichtige Voraussetzung für eine erfolgreiche Implementierung von KI aus technischer Sicht, da sie über einen längeren Zeitraum riesige Datenmengen gesammelt haben. Doch häufig fehlt es an Strategien, die Belegschaften an der Transformation so teilhaben zu lassen, dass sie von allen Beteiligten angenommen und praktiziert wird.

Qualifikationsbedarf

Technologischer Wandel kann nur gelingen, wenn auch die Belegschaft die Veränderungen annimmt. Beschäftigte benötigen Qualifizierung, um neue, komplexere und schwer automatisierbare Aufgaben zu übernehmen, aber auch, um die Technologien als Arbeitsmittel zu verwenden. Ein interessantes Phänomen, das wir beobachten, ist die von Menschen getriebene Innovation im Kontext der KI. Warum nicht selbst zur Vordenkerin werden und in meinem eigenen Workflow potenzielle Anwendungsgebiete für KI entdecken? Etwa, um die KI die lästigen Aufgaben übernehmen zu lassen und sich auf interessantere Tätigkeiten konzentrieren zu können.

Betrachten wir zwei Fälle aus dem Finanzdienstleistungssektor, in denen die Mitarbeitenden selbst ihren Arbeitsplatz transformiert haben, der jetzt mithilfe von Desktop-Automatisierung den Büroangestellten hilft, Dokumente zu scannen, handschriftliche Daten zu identifizieren und diese in die jeweiligen Systeme einzufügen. Wie haben sich die Beschäftigten dazu befähigt?

In einem der beiden Fälle haben die Arbeitnehmer selbst externe Experten eingeladen, ihnen das beizubringen, und sich diese Fähigkeiten angeeignet. Diese Form des **partizipativen Co-Designs** wird heutzutage immer beliebter. Im anderen Fall haben die Mitarbeiter ihre eigenen Arbeitsabläufe transformiert, indem sie sich die technischen Fähigkeiten durch offene Lernplattformen angeeignet und anschließend das Management so überzeugt haben, dass die neuen Prozesse flächendeckend eingesetzt wurden. Natürlich setzt dies voraus, dass die Mitarbeiter von vornherein technologieaffin, motiviert und innovationswillig sind. Zudem haben große Organisationen meistens eher die dafür erforderlichen Kapazitäten und Ressourcen als kleine und mittelständische Unternehmen.

Der Schlüssel für eine erfolgreiche Einführung von KI im Unternehmen ist das Fachwissen der Belegschaften. Wenn nicht bekannt ist, wie der Arbeitsprozess in einem bestimmten Kontext und einer bestimmten Domäne tatsächlich im Detail aussieht, dann ist die Entwicklung einer Technologie, die darauf abzielt, die Arbeit zu unterstützen, eine extreme Herausforderung. Die meisten Mitarbeiter kennen schließlich ihre Arbeitsabläufe am besten, sie sind die Experten und haben oft die besten Ideen, wie man die Arbeit optimieren kann. Sie können selbst zu Change-Managern werden.

In der Tendenz sind die durch Automatisierung neu entstehenden Arbeitsplätze anspruchsvoller als jene, die wegrationalisiert werden. Mehr und bessere Qualifizierung ist daher eine gute Vorsorge. Sinnvolle Maßnahmen zielen deshalb auf Weiterbildung und Umschulung, auf Förderung der betrieblichen Fortbildung und Qualifikation sowie die Unterstützung lebenslangen Lernens.



Auf den Punkt

- Die sozialen Implikationen des Einsatzes Künstlicher Intelligenz in unseren Arbeitswelten sind vielfältig. Innerhalb bestehender Organisationen werden KI-Systeme schrittweise eingesetzt und stellen Geschäftsführungen, Betriebsräte und Belegschaften vor neue Herausforderungen. Außerhalb des klassischen Arbeitsverhältnisses gibt es neue Formen von Arbeit, die sichtbare und unsichtbare Chancen und Risiken mit sich bringen
- Anders als es die öffentliche Diskussion nahelegt, werden kaum ganze Berufe, sondern vor allem Teilaufgaben durch KI automatisiert. Folglich wird sich weniger der Arbeitsmarkt als solcher wandeln, vielmehr werden sich die Arbeitsprozesse und Berufsbilder verändern
- Anstatt uns darauf zu konzentrieren, was wir mit all der Zeit anfangen wollen, wenn KI uns aus unseren Jobs verdrängt hat, sollten wir uns eher fragen, **wie wir in Zukunft arbeiten wollen**
- Mensch und Maschine sollten wir weniger als Konkurrenten, sondern eher als kooperierende Akteure verstehen

KI und Ethik

Verantwortung, Erklärbarkeit und Transparenz algorithmischer Entscheidungen – Von Shirley Ogolla

Viele Impulse für die Debatte um Ethik und Künstliche Intelligenz liefert die Kunst mit Szenarien, in denen eine sogenannte starke KI eine wichtige Rolle spielt. Denken Sie nur an Filme wie die *Matrix*-Trilogie, in der es um nichts Geringeres geht als um eine KI, der sich die Menschheit unterworfen hat. In der Forschung gibt es derzeit keine Anzeichen, die ein solches KI-System möglich erscheinen lassen.

Daher sollen in dieser Lektion Fragen aufgeworfen werden, die sich auf Systeme beziehen, die auch heute schon im Einsatz sind und oft als schwache KI bezeichnet werden. Auch diese haben es nämlich in sich.

Kriterien einer KI-Ethik

Ziel von KI-Systemen ist es, Aufgaben und Probleme eigenständig zu erkennen, zu bearbeiten und zu lösen, ohne dass jeder Schritt vom Menschen definiert wird. Idealerweise sollen die Systeme dazu in der Lage sein, sich an veränderte Umweltbedingungen anzupassen. Es werden also auch Entscheidungen getroffen. Die Systeme haben ihre Stärke insbesondere dort, wo Muster in großen, unstrukturierten Datenmengen erkannt werden müssen.

Welchen ethischen Kriterien muss KI genügen? Vor allem dann, wenn sie eingesetzt wird, um Entscheidungen in unseren Lebenswelten zu treffen, die Konsequenzen für uns nach sich ziehen können? Beispielsweise wenn wir einen Kredit fürs Studium oder beim Hauskauf aufnehmen möchten oder die Diagnose bei unserem Arztbesuch von KI gestützt wird? Wie sollte der Einsatz KI-gestützter Entscheidungsprozesse aussehen, wenn wir uns auf einen Job bewerben und alle unsere Daten in den Bewerbungsprozess so einfließen, dass Maschinen über die Einladung zum Vorstellungsgespräch entscheiden? Und was geschieht, wenn die Grundlagen, auf denen die KI ihre Entscheidung trifft, nicht fair sind oder uns nicht gerecht werden?

Entscheidungen durch Künstliche Intelligenz

Die scheinbar objektiven Prozesse der automatisierten Datenauswertung können enorme Verzerrungen mit sich bringen. Die daraus resultierenden ethischen Probleme sind praktischer Natur. Inwieweit soll Technologie Einblick in und Entscheidungsmacht über unseren Alltag haben? Wer ist verantwortlich für Entscheidungen, die automatisiert getroffen werden? Haben wir ein Recht darauf, zu verstehen, auf welcher Basis eine Maschine Entscheidungen trifft, muss KI also nachvollziehbar sein, und wenn ja, wie weit soll das gehen? Lassen sich moralische Entscheidungen programmieren, die bislang von Menschen intuitiv getroffen wurden? Wie gehen wir in einer globalisierten Welt mit den moralischen Unterschieden zwischen den Kulturen um, sollte beispielsweise eine in China entwickelte KI nach europäischen Standards entscheiden? Wie können wir als Gesellschaft über all diese Fragen mitentscheiden?

Einen möglichen Ansatz, mit diesen Fragen umzugehen, bieten die 2019 von der EU beschlossenen ethischen Leitlinien für vertrauenswürdige Künstliche Intelligenz, die sieben Anforderungen enthalten. Sie werden die sieben Anforderungen am Ende der Lektion im Detail kennenlernen. Natürlich ist dies nur einer der möglichen politischen Ansätze.

Vorher werden Sie lernen, welche Schwachstellen es in der Entscheidungsfindung durch Künstliche Intelligenz gibt und wie diese ethisch relevant werden. Das bildet die Grundlage, um anschließend über Lösungsansätze zu sprechen.

Betrachten wir zunächst Schwachstellen der Systeme anhand von bereits eingesetzter KI im Alltag, um zu verdeutlichen, dass die Problematik dem technologischen Charakter von KI entspringt. Trotz all der erstaunlichen Beispiele für Fortschritte in der KI, wie zum Beispiel selbstfahrende Autos und die Siege von Brett spielenden Computerprogrammen wie AlphaGo, ist die Technologie immer noch weit davon entfernt, eigenständig zu agieren. Selbstfahrende Autos und Spracherkennungssysteme basieren auf maschinellem Lernen. Maschinelles Lernen benötigt große Mengen an Daten, die alle meist noch per Handarbeit gekennzeichnet und markiert werden müssen. Diese bilden die Basis für jede Entscheidung, die eine KI trifft.

Kennen Sie Alexa? Das ist ein intelligenter persönlicher Assistent für zu Hause, der von Amazon entwickelt wurde, Alexa kann mit der menschlichen Stimme gesteuert werden, um Musik abzuspielen, Fragen zu beantworten, Anrufe zu tätigen oder den Wetterbericht abzurufen. Andere Unternehmen wie Apple oder Google bieten ähnliche Systeme an.

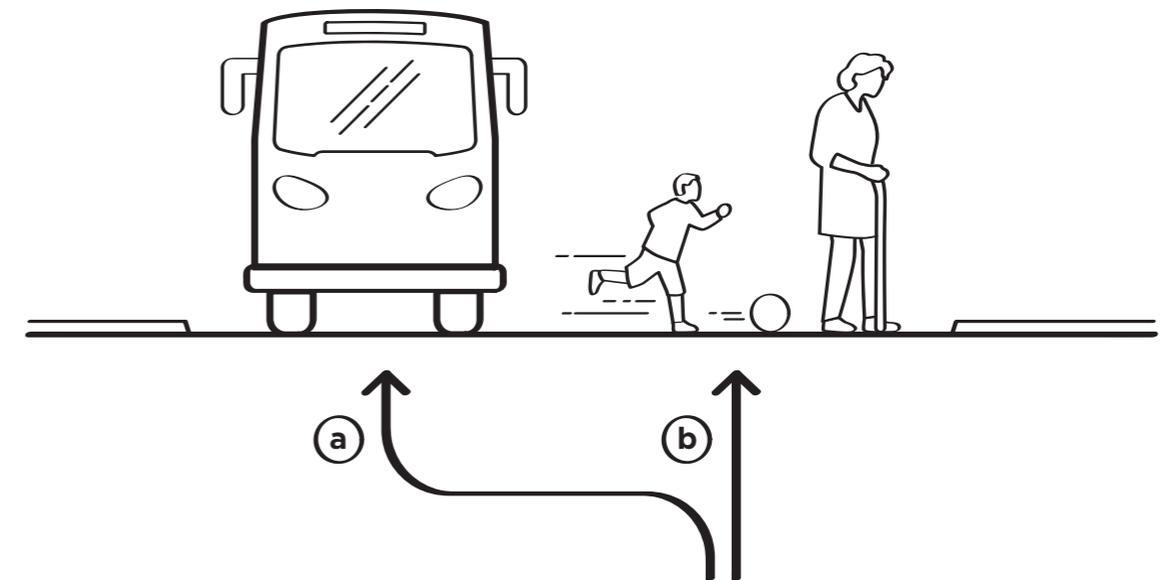
Wie unsere Dozentin Shirley Ogolla selbst lernen musste, kann Alexa auch Geschirrspülmaschinen bestellen, ohne um Erlaubnis zu fragen. So passierte es ihr zum Beispiel, dass Alexa eine Bestellung aufnahm, nachdem das System bei einem Gespräch am Küchentisch zugehört hatte, in dem es um Spülmaschinen ging. Ohne dass sie selbst eine Bestellung aufgegeben hatte, bestellte Alexa einen nigelneuen Geschirrspüler per Amazon an die zuletzt verwendete Adresse. Shirley Ogolla benötigte jedoch weder einen neuen Geschirrspüler, noch hatte sie die Chance gehabt, das Modell oder die Farbe des Geräts zu wählen.

Dieser Vorgang ist ein gutes Beispiel, um über die Fehler der algorithmischen Entscheidungsfindung zu sprechen. Algorithmen und intelligente Systeme machen Fehler. Nicht absichtlich. Aber basierend auf den Daten, mit denen sie gefüttert werden.

Und genau hier beginnt das Problem. Denn algorithmische Entscheidungen verändern nicht nur die Art und Weise, wie wir das Licht anmachen und Geschirrspülmaschinen bestellen. Es verändert auch viele andere Aspekte unseres Lebens. Algorithmische Entscheidungen werden beinahe überall gefällt, auch in Situationen, die einen hohen Einfluss auf unser Leben haben können. Ein Beispiel, das oft herangezogen wird und gut untersucht ist, wenn es um das Dilemma algorithmischer Entscheidungen geht, ist das selbstfahrende Auto. Dieses Beispiel ist in der Forschung unter dem Namen Trolley-Problem bekannt.

Stellen Sie sich vor, Sie säßen in einem völlig autonomen Fahrzeug. Während das Fahrzeug eine Straße hinunterfährt, erscheint ein fünfjähriger Junge auf Ihrer Route und versucht, seinen entflohenen Ball zu verfolgen. Das Auto könnte entweder a) den Jungen vermeiden und in den Bus im Gegenverkehr hineinfahren und Sie möglicherweise verletzen, wenn Sie im Auto sitzen, oder b) die Gefahr eines Autounfalls mit dem Bus vermeiden und den Jungen umfahren. Was würden Sie bevorzugen? Und sollte das Alter des Fußgängers in die Entscheidung einbezogen werden? Wie würden Sie entscheiden, wenn es sich anstatt um einen Jungen um eine 85 Jahre alte Frau handeln würde?

Eine Studie des MIT (Massachusetts Institute for Technology) Media Lab hat gezeigt, dass die meisten Fahrer es vorziehen würden, wenn andere Fahrer »selbstaufopfernde Fahrzeuge« hätten, aber wenn es um das Fahrzeug geht, in dem sie selbst sitzen, bevorzugen sie es, nicht selbstaufopfernd zu sein.



Weiterhin unterscheiden sich die Antworten zwischen den Kulturen. In Japan beispielsweise kam man in dem Trolley-Beispiel zu ganz anderen Ergebnissen. Hier hatten sich die Befragten dafür entschieden, immer diejenigen anfahren zu lassen, die sich am wenigsten an Straßenverkehrsordnung und Regeln gehalten haben, auch wenn die Opfer das höchste Verletzungsrisiko tragen würden. Als Bestrafung sozusagen. Bis es dazu kommt, dass ein selbstfahrender Toyota in Berlin unterwegs ist und ein selbstfahrender Volkswagen in Tokio, wird es also schon wegen der unterschiedlichen Ethikkonzepte in den Kulturen noch einige Zeit dauern. Wir sind uns weder einig, wie das in unserer eigenen Gesellschaft verhandelt werden soll, noch wie unsere Werte in einen ausländischen Verkehrskontext umgesetzt und übersetzt werden können.

Es gibt einige Kritiker, die sich an der Prominenz dieses Trolley-Problems stören, da es die Chancen im Kontext von KI in der Mobilität verdeckt. Denn rein statistisch betrachtet, würden insgesamt viel weniger Autounfälle passieren, wenn selbstfahrende Autos den Straßenverkehr dominierten. Das zeigt zum Beispiel eine Studie der RAND Corporation, einer wichtigen Denkfabrik aus den USA (siehe <https://www.rand.org/blog/articles/2017/11/why-waiting-for-perfect-autonomous-vehicles-may-cost-lives.html>).

Während wir im Fall von KI-Entscheidungen sehr kritische ethische Fragen stellen, werden intuitive Entscheidungen realer Personen selten infrage gestellt, obwohl Menschen nicht unbedingt die bessere Wahl treffen würden.

Doch weil wir im Fall der selbstfahrenden Autos systematisierte Entscheidungen programmieren, müssen wir uns den ethischen Fragen ganz grundsätzlich stellen, denn diese Fragen nach Entscheidungen über Leben und Tod sollen ja ein für alle Mal beantwortet werden. Forscher am Massachusetts Institute for Technology spitzen das Problem zu, indem sie sagen, dass selbstfahrende Autos programmiert werden müssen, um zu töten – die Frage sei nur: wen? Bei anderen automatisierten Entscheidungen sind solche ethischen Fragen vielleicht weniger dringlich.

Wo begegnen Ihnen im Alltag algorithmische Entscheidungen? Vielleicht beim Gebrauch eines Kartendienstes, der die bestmögliche Route zum Bahnhof berechnet? Oder bei der letzten Konversation mit Siri? Manche Entscheidungen, die durch Technologie gefällt werden, können harmlos sein. Ob wir jetzt nach rechts oder links abbiegen auf einem Fahrradweg zum Bahnhof, wird unser Leben nicht tief greifend beeinflussen, solange wir an unser Ziel kommen.

Explainability

Zumeist präsentieren Algorithmen den Benutzern ihre Ergebnisse ohne jede weitere Erklärung solcher Entscheidungen. Man spricht dann von einem Mangel an **Explainability**. Das ist besonders dann problematisch, wenn diese Ergebnisse den Zugang zu Krediten, Gesundheitsdienstleistungen oder Arbeitsplätzen beeinflussen.

Fehlende Explainability hat oft damit zu tun, dass bestimmte Algorithmen gegenwärtig noch so komplex sind, dass selbst die Softwareentwickler die automatisierte Entscheidungsfindung nicht vollständig nachvollziehen können. Das sind die sogenannten Blackbox-Algorithmen.

Sie werden beispielsweise eingesetzt, wenn Sie bei einer Bank einen Kredit beantragen, um ein Haus zu kaufen. Die Bankberaterin füttert die Algorithmen mit Ihren Daten, und die Maschine entscheidet vielleicht, dass Sie keinen Anspruch auf den Kredit haben. Weder die Bankberaterin noch der Softwareingenieur können Ihnen die genauen Gründe für diese Entscheidung erklären. Sollten Sie also nachfragen, warum Ihr Kredit abgelehnt wurde, wäre die einzige mögliche Antwort: »Das hat unser Programm so entschieden.«

Automatische Entscheidungen können auch unangemessen oder unlogisch sein. Im Gesundheitswesen zum Beispiel könnte ein System entscheiden, dass Krebspatienten, die Linkshänder sind, mit einem bestimmten Medikament behandelt werden sollten – weil es sich zufälligerweise so ergeben hat, dass unter den mit diesem Medikament erfolgreich behandelten Patienten viele Linkshänder waren. Plausibel ist diese Empfehlung dennoch nicht.

Algorithmen, die keinen Unterschied zwischen Korrelationen und Kausalitäten erkennen, können schwere Fehler machen. Gerade im Gesundheitswesen muss man sich davor hüten. Fehlt aber die Explainability und weiß man nicht, wie eine Entscheidung zustande kam, kann das Vertrauen in den Algorithmus verheerende Folgen haben.

Algorithmen reproduzieren die Strukturen in den Daten, anhand derer sie trainiert werden. So übernehmen sie es etwa, wenn bei der Datensammlung bestimmte Gruppen vernachlässigt werden. Aber auch wenn die Daten umfassend erhoben wurden, können entscheidende Variablen ausgelassen worden sein.

Eine Reihe von Vorfällen in den USA, die mit dieser »algorithmischen Voreingenommenheit« in Verbindung gebracht werden, sind international bekannt geworden. Sie traten im Rahmen sogenannter Risk-Assessments des Justizsystems auf: Weil man die überfüllten Gefängnisse entlasten wollte, wurde das Rückfallrisiko bereits verurteilter Gefangener im Fall vorzeitiger Entlassungen geschätzt. Dafür wurden Algorithmen verwendet, die ausrechneten, dass ein schwarzer Insasse mit doppelt so hoher Wahrscheinlichkeit wie ein weißer Insasse wieder kriminell wurde. Damit hatte eine weiße Person eine doppelt so hohe Chance, früher entlassen zu werden.

Mit anderen Worten: Die Maschinen hatten nach Mustern in den Daten gesucht, die Daten stammten aus einem rassistischen gesellschaftlichen Kontext, und das Ergebnis war eine erneute Diskriminierung wegen der Hautfarbe. Um das zu durchschauen, muss man wissen, wie die Daten erhoben und ausgewertet wurden. Deswegen ist Explainability wichtig.

Verzerrung und Diskriminierung durch Künstliche Intelligenz

Befürworter algorithmischer Techniken argumentieren, dass diese die menschlichen Vorurteile aus dem Entscheidungsprozess eliminieren würden. Aber Technologie ist nicht neutral. Ein Algorithmus ist nur so gut wie die Daten, mit denen er arbeitet. Voreingenommenheit und Vorurteile, die sich in den erfassten Daten widerspiegeln, können von der KI-Anwendung übernommen werden, wodurch die Probleme erst verstärkt werden. Auf diese Weise werden benachteiligte Menschen, die ohnehin schon am Rande der Gesellschaft stehen, von bestimmten intelligenten Systemdienstleistungen ausgeschlossen. Wir lesen zum Beispiel über rassistisch agierende KI, die nicht in der Lage ist, die Gesichter von schwarzen Menschen zu erkennen, und sie stattdessen als Gorillas markiert. Oder von Spracherkennungssystemen, die Frauen oder diejenigen, deren Stimmlage von der Norm abweicht, nicht akustisch wahrnehmen können.

Diese Voreingenommenheiten, die tief in unserer Gesellschaft verwurzelt sind, werden **Machine-Learning-Biases** genannt. Wir stehen vor der Herausforderung, diese zu erkennen und nach Möglichkeit zu reduzieren. Und es ist besonders wichtig, dass diese Probleme nicht den Entwicklern, welche oft eine sozial und kulturell homogene Gruppe darstellen, überlassen bleiben, sondern zum Thema von Politik und Gesellschaft werden.

In ihrer Forschung untersuchte Shirley Ogolla eine Reihe von Ansätzen mit ihrem Forscher-Kollegen Abhishek Gupta. Sie überlegten sich, wie Softwareentwicklerinnen und Softwareentwickler und andere Stakeholder dem Machine-Learning-Bias vorbeugen und ihn erkennen können, bevor die Verzerrung auftritt. Diese Überlegungen wurden in der **Inclusivity-Matrix** zusammengefasst. Auf der linken Seite finden sich Maßnahmen zur Prävention, auf der rechten Seite zur Aufdeckung von Machine-Learning-Biases.

	 Prävention/Verhütung	 Detektion/Aufdeckung
Für Informatiker	<ul style="list-style-type: none"> • Datensätze diversifizieren <ul style="list-style-type: none"> • Erhebung • Labeling 	<ul style="list-style-type: none"> • Datensätze prüfen <ul style="list-style-type: none"> • Modellierung • Training • Implementierung
Für Nicht-informatiker	<ul style="list-style-type: none"> • Wissensaustausch zwischen Disziplinen (Sozial-, Rechts-, Politikwissenschaft, Medien, Öffentlichkeit) • Bildung 	<ul style="list-style-type: none"> • Informationsasymmetrien abbauen • Demystifizieren • Aufklärungsarbeit in Machine-Learning-Community

Inclusivity-Matrix

nach Ogolla & Gupta, 2018

Wie können Biases also erkannt werden? Auf technischer Ebene gäbe es die Möglichkeit, Algorithmen gezielt auf solche Faktoren anzusetzen, von denen bekannt ist, dass sie mit Diskriminierung und Marginalisierung in Verbindung stehen, wie Geschlecht, Herkunft, Alter, Glaube oder körperliche Verfassung. Die Algorithmen könnten Unregelmäßigkeiten aufspüren und auf diese Weise helfen, Schwachpunkte in Daten, Design und Anwendung zu identifizieren.

Ein entscheidender Faktor für die Reduzierung und Prävention von Biases ist das Datenmaterial, das die Grundlage der KI bildet: Momentan werden dafür häufig schlicht die am einfachsten zugänglichen Datensätze verwendet. Neben Zugänglichkeit muss aber auch Diversität ein Kriterium zur Auswahl werden. Daten sollten dazu beispielsweise aus mehr als einer Quelle gewonnen werden. Zur Diversität der Daten gehört zudem die Inklusivität der verwendeten Labels, also der Kategorien, welche die Daten strukturieren: Man sollte dabei zum Beispiel mehr als nur zwei Gender erfassen und seinen Datensatz geografisch diversifizieren. Das bedeutet, dass man sich nicht nur auf Daten bezieht, die aus einer bestimmten Region stammen, sondern aus verschiedenen.

Je diverser ein Datensatz, umso vielseitiger und zweckmäßiger die KI. Ein Produkt, das potenzielle Konsumentengruppen per se ausschließt, weil diese von der vermeintlichen Norm abweichen, ist auch für die Hersteller wenig attraktiv. Das bedeutet, dass auch die Entwickler ein Interesse daran haben, ihre Datensätze diverser zu erheben.

Generell kann ein Austausch zwischen wissenschaftlichen Disziplinen helfen, Perspektiven zur Erkennung und Reduzierung von Biases zu finden. So herrscht beispielsweise in den Sozial- und Geisteswissenschaften bereits ein erweitertes Bewusstsein über Bias, und es entstehen Methoden, die versuchen, damit umzugehen. Diese Erkenntnisse aus anderen Disziplinen ließen sich auch auf

das Design von Algorithmen anwenden. Insgesamt muss das Thema KI allgemeiner zugänglich gemacht werden, damit die Gesellschaft und namentlich die Forschung intervenieren kann.

Dazu ist es wichtig, frühzeitig Wissen und Verständnis zu erzeugen, deshalb sollte das Thema in die Lehrpläne der Schulen aufgenommen werden. In der Ausbildung an den Universitäten ist es zudem notwendig, dass die Studierendenschaft und Dozentenschaft diverser zusammengesetzt sind als bisher und dass Ethik ein Bestandteil der Grundausbildung von Informatikern wird. Zudem braucht es Anreize für Softwareentwickler in der Forschung und Industrie, alternative Datensatz-Praktiken attraktiv zu machen.

Einige Wissenschaftler erhoffen sich sogar, mittels KI neue Erkenntnisse über Diskriminierung zu erlangen. So haben Forschende in den USA mithilfe von KI herausgefunden, wovon richterliche Entscheidungen abhängen. Es stellte sich heraus, dass Siege oder Niederlagen der Lieblingssportmannschaft der Richter am Vortag des Urteils eine erschreckend große Rolle spielen. Wenn wir uns also mal wieder Sorgen um unsere Zukunft machen, sollten wir uns an diese Worte des Ökonomen Sendhil Mullainathan erinnern, der an der Harvard University lehrt:

»Bei richtiger Anwendung von KI besteht ein enormes Potenzial. Menschliche Intelligenz ist extrem voreingenommen, und KI kann sehr dazu beitragen, menschliche Voreingenommenheit aufzudecken und zu verhindern.«

Die Antwort der Politik auf Künstliche Intelligenz

Wir stehen vor der Herausforderung, Entscheidungsfindung durch KI mit Recht und Ethik in Einklang zu bringen. Eine mögliche Antwort könnte die Datenschutz-Grundverordnung der Europäischen Union sein. Sie gibt uns das Recht, eine Erklärung für automatisierte Entscheidungen zu erhalten und diese Entscheidungen anzufechten.

Eine unabhängige europäische Expertengruppe hat zudem ihre ethischen Leitlinien für vertrauenswürdige Künstliche Intelligenz vorgelegt. Darin enthalten sind sieben Anforderungen, die Vertrauen in KI schaffen sollen. Die Stichwörter heißen Kontrolle, Sicherheit, Datenschutz, Nichtdiskriminierung, Nachhaltigkeit, Verantwortlichkeit und Transparenz der Algorithmen. In einer Pilotphase will die EU-Kommission nun von Unternehmen, Forschern und Behörden in der ganzen EU wissen, ob diese Leitlinien in die Praxis umgesetzt werden können. Die sieben Punkte im Einzelnen:

- **Menschliches Handeln und Kontrolle:** KI-Systeme sollen den Menschen befähigen, fundierte Entscheidungen treffen zu können, und sie sollen seine Grundrechte stärken. Gleichzeitig müssen angemessene Aufsichtsmechanismen gewährleistet sein, in denen menschliche Entscheidungen eine zentrale Rolle spielen.
- **Technische Robustheit und Sicherheit:** KI-Systeme müssen widerstandsfähig und sicher sein. Sie müssen einen Plan B für den Fall vorsehen, dass etwas schiefgeht, außerdem müssen sie genau, zuverlässig und reproduzierbar sein. Nur so kann sichergestellt werden, dass unbeabsichtigte Schäden minimiert oder sogar verhindert werden können.

- **Datenschutz und Datenverwaltung:** Neben der Gewährleistung der uneingeschränkten Wahrung der Privatsphäre und des Datenschutzes müssen auch angemessene Data-Governance-Mechanismen eingesetzt werden, die der Qualität und Integrität der Daten Rechnung tragen und den Zugang zu den Daten durch alle gewährleisten, die ein legitimes Interesse daran haben.
- **Transparenz:** Die Geschäftsmodelle für Daten, Systeme und KI sollen transparent sein. Mechanismen zur Rückverfolgung von automatisierten Entscheidungen können dabei helfen. Darüber hinaus sollen die KI-Systeme und ihre Entscheidungen in einer Weise erläutert werden, die an die jeweiligen Interessengruppen angepasst ist. Der Mensch muss wissen, wann er mit einem KI-System interagiert, und er muss über die Möglichkeiten und Grenzen des Systems informiert sein.
- **Vielfalt, Nichtdiskriminierung und Fairness:** Unfaire Verzerrungen müssen vermieden werden, da sie negative Auswirkungen haben könnten, von der Marginalisierung gefährdeter Gruppen bis zur Vertiefung von Vorurteilen und Diskriminierungen. Zur Förderung der Vielfalt sollten KI-Systeme für alle, unabhängig von einer Behinderung, zugänglich sein und relevante Interessengruppen während ihres gesamten Lebenszyklus einbeziehen.

- **Gesellschaftliches und ökologisches Wohlbefinden:** KI-Systeme sollen allen Menschen zugutekommen, auch zukünftigen Generationen. Daher muss sichergestellt sein, dass sie nachhaltig und umweltfreundlich sind. Darüber hinaus sollen sie die Umwelt, einschließlich nichtmenschlicher Lebewesen, berücksichtigen, und ihre sozialen und gesellschaftlichen Auswirkungen sollen sorgfältig geprüft werden.
- **Verantwortlichkeit:** Es sollen Mechanismen geschaffen werden, um die Verantwortung und Rechenschaftspflicht für KI-Systeme und deren Ergebnisse zu gewährleisten. Mechanismen zur Prüfung von Algorithmen, die ihre Bewertung sowie die von Daten und Designprozessen ermöglichen, spielen eine Schlüsselrolle, insbesondere in kritischen Anwendungen. Darüber hinaus sollen angemessene und zugängliche Rechtsbehelfe gewährleistet sein.

Kritiker bemängeln allerdings die Durchführbarkeit dieser Empfehlungen, da sie eine präzise Sprache sowie explizite und klar definierte Rechte und Garantien vermissen lassen und daher das Risiko besteht, dass die Richtlinien nicht greifen werden.



Auf den Punkt

- Der Einsatz von KI bringt einige ethische Herausforderungen mit sich, so kann beispielsweise aufgrund der Methoden, mit denen Trainingsdaten erzeugt werden, Voreingenommenheit reproduziert werden
- Bei einer guten Datenbasis kann KI allerdings auch helfen, ethisch unverträgliche Missstände zu bekämpfen. Als Gesellschaft müssen wir entscheiden, wie wir unsere KI-Systeme gestalten wollen und wie wir sicherstellen können, dass sie möglichst fair, transparent und erklärbar sind
- Ein Konsens über die ethischen und rechtlichen Rahmenbedingungen ist daher nötig. Erinnern wir uns, dass Technologien und damit auch KI-Systeme Werkzeuge von und für Menschen sind; die Entscheidung darüber, wie sie gestaltet und eingesetzt werden, liegt bei uns

Künstliche Intelligenzen überlegen nicht, was sie nach Feierabend tun

Richard Socher bringt selbstlernenden Maschinen Sprache bei. Vor 35 Jahren in der DDR geboren, forscht er heute in den USA und gilt als Shootingstar auf dem Gebiet der KI.

Interview: Jochen Wegner

17. April 2019

Vielleicht läuft Richard Sochers Betriebssystem mit anderer Energie als das gewöhnlicher Menschen. Gerade ist er aus Kalifornien gekommen, seine innere Uhr steht demnach auf vier Uhr morgens, und er hat bereits eine Keynote, ein Panel und eine Fragestunde auf dem Start Summit in St. Gallen bestritten, einer großen Innovationskonferenz. Zwischendurch sitzt er gut gelaunt der ZEIT-Fotografin Modell, trägt ihr später beschwingt die Blitzanlage, um sich dann in einer zugigen Ecke der Kongresshalle drei Stunden auf das folgende Interview zu konzentrieren. Nach einer Stunde fällt ihm auf, dass er heute noch nichts gegessen hat. Es gibt Red Bull und Schinken-Käse-Croissants.

DIE ZEIT: Angenommen, wir würden dieses Gespräch nicht persönlich, sondern über WhatsApp führen – und Sie wollten herausfinden, ob ich nur ein cleverer Chatbot bin.

Mit welcher Frage könnten Sie mich als Maschine enttarnen?

Richard Socher: Drei Frauen sind in einem Zimmer, zwei davon sind Mütter und haben gerade ihre Kinder auf die Welt gebracht. Nun kommen die Väter der Kinder rein. Wie viele Menschen sind im Raum?

Die Frage klingt doch ziemlich einfach.

Ja, für Sie. Allgemeinwissen in Verbindung mit Logik ist Maschinen aber schwer beizubringen, besonders wenn die Frage so unscharf formuliert ist: Mütter haben Kinder, Kinder sind Menschen, und außerdem sind es bei zwei Müttern zwei Kinder und zwei Väter. Also insgesamt sieben.

Der Mathematiker Alan Turing hatte bereits im Jahr 1950 spekuliert, Künstliche Intelligenz bei einer Maschine sei womöglich

dann erreicht, wenn ein Mensch in einer Unterhaltung per Tastatur fälschlicherweise glaube, er chatte mit einem anderen Menschen und nicht mit einer Software.

Den Turing-Test kann man aber relativ leicht gewinnen. Ein Team hat einen Bot programmiert, der einfach so tat, als sei er ein 13-jähriger Junge aus der Ukraine, der nicht gut Englisch kann, nicht besonders logisch denkt, nicht so viel weiß und zwischendurch ein paar Witze macht. In einem Wettbewerb dachten da viele Testpersonen: Ja, das ist wahrscheinlich wirklich ein ukrainischer 13-Jähriger.

Wenn man so will, wird der Turing-Test heute jeden Tag millionenfach durchgeführt, wenn man mit den Serviceabteilungen vieler Firmen chattet. Dabei ist oft unklar, ob das Maschinen sind oder Menschen, und es ist gar nicht so einfach herauszufinden! Auch Sie forschen an solchen Systemen.

Ja, aber wir haben eine klare Ethik. Unsere Bots offenbaren immer, dass sie keine Menschen sind.

Viele lassen das absichtlich im Dunkeln. Die Europäische Kommission hat gerade einen Verhaltenskodex formuliert, nach dem Bots erkennbar sein müssen.

Das finde ich gut. Google hat einen neuen Sprachassistenten namens Duplex, der telefonisch im Restaurant reserviert und Friseurtermine macht. Dabei tat er anfangs so, als sei er ein Mensch. Das wurde von vielen richtigerweise kritisiert.

Unter ihren Kollegen kursiert der Witz, die Definition von Künstlicher Intelligenz sei immer gerade das, was technisch noch nicht möglich sei. Ist die aktuelle Aufregung um KI unbegründet?

Zum Teil. Die Sorge, dass die KI morgen alle Jobs abschafft, übermorgen die Welt übernimmt, ja sogar die Menschheit komplett auslöschen wird, ist jedenfalls Quatsch. KI ist momentan sehr spezifisch, will eine ganz bestimmte Sache lösen und hat nicht die Möglichkeit, selbst ihre Zielfunktion zu verändern, sich also eigene Dinge auszu-denken. Nur wir Menschen können das momentan. Ein bestimmter Algorithmus kann auf Fotos Katzen von Hunden unterscheiden. Ein anderer auf Mammografien Brustkrebs erkennen. Beide machen aber sonst nichts anderes. Künstliche Intelligenzen überlegen nicht, was sie nach Feierabend tun.

Sie sagen »zum Teil«. Welcher Teil der ganzen Aufregung ist denn berechtigt?

In spezifischen Gebieten funktioniert die KI eben schon sehr gut. Sie kann halb automatisch auf der Autobahn fahren, ähnlich gelagerte Rechtsfälle in juristischen Datenbanken finden, es gibt Hunderte Anwendungen. Der Hype ist nicht ganz grundlos, weil jetzt in der Tat alle Industrien durch die KI verändert werden.

Nahezu alle neuen Anwendungen basieren auf einem speziellen der vielen Ansätze, welche die KI-Forscher ursprünglich verfolgt haben, dem sogenannten Deep

Learning. Dabei werden künstliche neuronale Netze, deren Funktionsweise ganz grob von den Neuronen eines Gehirns inspiriert ist, mit Beispieldaten trainiert und lernen gleichsam selbst. Man zeigt ihnen so lange Bilder von Katzen und Hunden, bis sie beides auch auf bisher unbekanntem Bildern unterscheiden können.

Ja, auf Deep Learning konzentriert sich heute fast alles. Als ich vor zehn Jahren damit begann, galt es noch als Orchideenfach. Meine ersten wissenschaftlichen Arbeiten zu Sprachverarbeitung und Deep Learning wurden zunächst abgelehnt, mein erstes Paper in dem Bereich konnte ich damals nicht veröffentlichen; Jahre später habe ich es dann in meine Dissertation integriert.

Und doch sind Sie jetzt, mit gerade 35 Jahren, einer der meistzitierten Wissenschaftler auf dem Gebiet der Sprachverarbeitung.

Weil ich 2010 als einer der Ersten die neuronalen Netze in die Sprachverarbeitung eingeführt habe. Diese Arbeiten werden heute häufig zitiert. Ich konnte etwa auch erstmals zeigen, dass man mithilfe von Deep Learning sogar ontologische Schlussfolgerungen ziehen kann. Ein System kann zum Beispiel aus Texten selbstständig erschließen, dass Katze und Hund ähnlich sind. Und dass, wenn eine Katze zwei Ohren hat, wahrscheinlich auch der Hund zwei Ohren hat.

Maschinen können also selbstständig Weltwissen erlangen – auf dem Niveau eines Babys. Wie viel von uns ist denn im Baby-stadium fest verdrahtet, und wie viel

lernen wir mit unseren eigenen, natürlichen neuronalen Netzen?

Ein Baby, das schwerelos im All aufwächst, wird sich nie fragen: Warum fällt nichts nach unten? Sein Gehirn lernt, mit seiner jeweiligen Umwelt umzugehen. Das ist das Interessante an der Plastizität des menschlichen Gehirns, die uns auch von Tieren unterscheidet. Eine kleine Giraffe wird geboren und läuft los. Menschliche Babys machen eine halbe Ewigkeit gar nichts Sinnvolles.

Bedeutet dies, dass auch wir selbst – ähnlich wie künstliche neuronale Netze – fundamentale Dinge erst mühevoll lernen müssen?

Genau. Vieles ist programmiert, aber erstaunlich grundlegende Dinge müssen erst aktiviert oder gelernt werden. Wir haben – möglicherweise programmierte – zunehmend komplexer werdende Zielfunktionen in unserem Gehirn. Wenn Maschinen eines Tages die Intelligenz von Menschen erreichen sollen, gehören solche Lernprozesse sicher dazu.

Künstliche allgemeine Intelligenz wird das in Ihrer Branche vornehm genannt oder einfach starke KI. Schließen Sie aus, dass Maschinen die einmal erreichen?

Nein, ich sehe aber mindestens drei fundamentale Hindernisse, die wir auf dem Weg dorthin noch überwinden müssen, an denen derzeit aber so gut wie niemand arbeitet.

Und eines davon sind Ihre zunehmend komplexen Zielfunktionen?

Ja. Wenn Kinder auf die Welt kommen, dann ist tief in ihnen verankert, dass sie Dinge anfassen wollen, Sachen in den Mund nehmen wollen, um sie auszuprobieren, so etwas in der Art. Das sind simple Zielfunktionen, die es ihnen erlauben, einfache Zusammenhänge zu lernen. Und irgendwann am Ende sagt das Kind, es will ein iPad haben. Wie aber kommt es von dem einen zum anderen?

Eine der großen ungelösten Fragen der KI ist, wie das Kind zu seinem Wunsch nach einem iPad kommt?

Was ich meine: Irgendwann fangen die Menschen an, sich ihre eigenen Zielfunktionen zu geben. Was will ich in meinem Leben machen? Einige verfolgen anspruchsvolle Fragen, andere sagen nur: Ich will Essen, ein Haus, einen Partner und so weiter. Einige dieser Zielfunktionen scheinen teilweise in uns angelegt, aber viele Menschen denken darüber hinaus und überschreiben sie mit ihren eigenen. Kaum jemand arbeitet momentan daran, dass Algorithmen ihre eigenen Zielfunktionen definieren.

Das wäre ja wohl das Mindeste, wenn eine KI einmal hinterrücks den Planeten übernehmen soll. Warum arbeitet daran niemand?

Es ist intellektuell interessant, aber nicht für die Anwendung. Start-ups etwa wollen ein konkretes Problem lösen. Eine KI, die plötzlich existenzielle Fragen stellt, bringt eine Firma nicht weiter. Aber auch für Universitäten scheint dies kein Fokus zu sein, denn es ist natürlich sehr schwer

zu definieren, wie ein erfolgreiches Resultat aussieht, das man publizieren kann.

Was ist das zweite fundamentale Hindernis auf dem Weg zur starken KI?

Die Kombination von Allgemeinwissen und Logik mit unscharfem Schlussfolgern und visuellem Verstehen. So wie bei der Turing-Testfrage vom Anfang unseres Gesprächs. Sie müssen Schlussfolgerungen aus Allgemeinwissen ziehen, die manchmal logisch sind, manchmal aber auch nicht. Nicht alle Vögel können fliegen, aber die meisten. Und Sie müssen die Welt visuell interpretieren, zum Beispiel erkennen, dass Menschen in einen Raum gehen. Das machen heute wieder ganz andere Systeme, die nichts mit denen zu tun haben, die schlussfolgern können. Bisher arbeiten die verschiedenen Systeme nicht zusammen.

Und das dritte Problem?

Das gleichzeitige Erlernen mehrerer verschiedener Aufgaben, sogenanntes Multitask-Learning. Das spielt in unserer Forschung derzeit eine große Rolle. Momentan haben fast alle Systeme einen einzigen Job. Der eine Algorithmus erkennt auf Bildern Gesichter, der andere fährt Autos, einer spielt nur Go, einer nur Schach. Wir versuchen nun, zu einer allgemeineren Intelligenz zu kommen. Wir bauen Algorithmen, die verschiedene ähnlich gelagerte Aufgaben lösen können – und die je nachdem, was das momentane Ziel ist, unterschiedliche Neuronen aktivieren. Wir haben gerade ein System entwickelt, das eine Art sprachlichen

Zehnkampf beherrscht. Es kann zehn verschiedene Aufgaben in Bezug auf Texte bearbeiten – Übersetzungen, Zusammenfassungen, die Analyse von Stimmungen, Fragen zu einem Text beantworten und so weiter. An so etwas arbeiten derzeit nicht viele. Ein wissenschaftlicher Gutachter, der unsere Arbeit zurückwies, erklärte uns, sie sei nicht sinnvoll. Es gebe ja selbst in der Natur kein System, das derart unterschiedliche Aufgaben erfülle.

Und das Gehirn?

Eben! Wenn wir irgendwann einmal so gut wie ein menschliches Gehirn sein wollen, müssen wir anfangen zu verstehen, wie man viele Aufgaben mit einem System löst. Unseres kann jetzt sogar neue Dinge tun, die wir gar nicht trainiert haben. Man nennt das Zero-Shot-Learning. Wir gaben ihm zum Beispiel einen neuen Satz: Brian hat einen Vortrag gehalten, und niemand hat geklatscht. Frage: Ist Brian jetzt glücklich oder traurig? Wir haben dem System für diese Aufgabe nie Trainingsdaten gegeben. Es hätte auch einfach als Antwort den Satz in eine andere Sprache übersetzen können oder zusammenfassen, all das hatten wir trainiert. Aber ausgehend von unserer Frage hat es verstanden: Hier geht es darum, ein Adjektiv als Antwort zu geben. Und zwar eines der beiden genannten. Es antwortete: traurig.

Warum wollten Sie nach Stanford? Sie hätten doch zum Beispiel auch in Saarbrücken am Deutschen Forschungszentrum für Künstliche Intelligenz forschen können?

Ja, aber schauen Sie ... (Socher öffnet auf seinem Smartphone die Zitationsdatenbank Google Scholar) Die besten Wissenschaftler in der Sprachverarbeitung sind eben in den USA, das ist bis heute so. Mein Doktorvater Christopher Manning ist führend auf diesem Gebiet.

Hat es mit Stanford sofort geklappt?

Nein, ich wurde erst mehrfach abgelehnt.

Stimmt es, dass Sie, als man Sie dann genommen hatte, in Stanford in jenem Büro gearbeitet haben, in dem Sergej Brin und Larry Page den Google-Algorithmus erfunden haben?

Ja, ich bin mir aber nicht ganz sicher, Büronummer 224 oder 221.

Offensichtlich hat Sie der Gründergeist des Uni-Flurs angesteckt. Nach dem Studium haben Sie sich gegen das Angebot für eine Professur an der Princeton University entschieden und lieber ihr Start-up Metamind aufgebaut, das wiederum kurze Zeit später vom Milliardenkonzern Salesforce übernommen wurde. Warum das alles nach einer so hoffnungsvollen wissenschaftlichen Karriere?

Einerseits hatte ich schon das Team für mein Start-up an Bord und fühlte mich ihm verpflichtet. Andererseits habe ich mich gefragt: Warum wollte ich eigentlich Professor werden?

Warum wollten Sie Professor werden?

Weil ich forschen und lehren wollte.

Und jetzt?

Und jetzt forsche und lehre ich. Wobei die Lehre in letzter Zeit etwas leidet. Ich hatte neben meiner Arbeit noch vier Jahre als außerordentlicher Professor in Stanford unterrichtet, meine Vorlesungen sind auch online. Die Videos auf YouTube haben wahrscheinlich insgesamt über eine Million Views. Mittlerweile ist meine eigene Forschungsgruppe bei Salesforce aber so groß, dass ich das nicht mehr schaffe.

Wie groß?

Größer als eine, die ich an der Uni hätte aufbauen können.

Sehr viel größer als typische Forschungsgruppen an US-Universitäten?

Ja. In der Grundlagenforschung haben wir viele begabte Wissenschaftler aus Stanford, wir arbeiten permanent an Veröffentlichungen. Nur verdienen alle deutlich mehr. Würden sie dieselbe Arbeit an einer Uni machen, hätten sie nach fünf Jahren eine Promotion. Man kann aber auch ohne eine abgeschlossene Promotion zu guten Industrieforschungsgruppen wie unserer gehen oder zu Google Brain ...

... der KI-Forschungsgruppe von Google.

Wenn du einige gute wissenschaftliche Veröffentlichungen hast, kannst du in der Industrie mehr verdienen und auch mehr forschen als die meisten Doktoranden an der Uni.

Sie publizieren alle Ihre Ergebnisse aus der industriellen Forschung?

In meiner Gruppe ist das unser Hauptziel.

Was sagt Salesforce dazu? Es steht im harten Wettbewerb mit anderen Konzernen.

Das Unternehmen weiß, dass man die Top-Leute nicht bekommt, wenn man sie nicht ihre Forschung publizieren lässt. Wir veröffentlichen lediglich nichts, was im Zusammenhang mit sehr konkreten Produkten steht. Das ist aber meist auch uninteressant für die Forschung. Wir haben aber natürlich angewandte Forschungs- und Entwicklungsgruppen, die KI-basierte Produkte und Schnittstellen entwickeln.

Ist die Arbeitskultur im Konzern nicht völlig anders als die an einer Universität?

Auf YouTube sind Sie bei einem Vortrag von Salesforce in San Francisco zu sehen, live vor 80.000 zugeschalteten Mitarbeitern. Da wirkt der Computerlinguist aus Leipzig wie ein Mann aus einem Werbevideo.

Auch Uni-Forscher müssen viel Zeit mit der Finanzierung ihrer Arbeit verbringen. Ein Professor schreibt Forschungsanträge an die National Science Foundation, er wirbt bei Unternehmen Drittmittel ein. Man geht zu Konferenzen und überlegt, wie man Wirkung entfalten kann in einem KI-Anwendungsbereich. Bei mir ist es ähnlich. Ich finde aber auch unsere Anwendungen, unsere Software und unsere Wirkung sehr spannend.

Sie scheinen jedenfalls ein Talent zu haben, ausgerechnet in einer der amerikanischen

aller Firmenkulturen zu überleben. Für die meisten deutschen Wissenschaftler wäre das ein Albtraum.

Ich habe Deutschland sehr viel zu verdanken. In jüngster Zeit freue ich mich, dass ich hie und da eingeladen werde. Die CSU etwa hatte mich zu ihrer Klausurtagung in Seeon eingeladen. Ich war sehr beeindruckt von den Politikern, denn sie waren tief im Thema und haben gute Fragen gestellt. Sie haben ihre Werte und Traditionen, aber wissen auch, dass sie neue Technologien verstehen und fördern müssen.

Könnte das Verständnis in Deutschland noch besser sein? Es gibt ein neues Strategiepapier der Bundesregierung zu Künstlicher Intelligenz. Das ist 47 Seiten lang, und auf genau zwei Seiten davon kommen neuronale Netze vor, maschinelles Lernen auf dreien, Deep Learning wird nicht einmal genannt. Also das Thema, auf das sich derzeit der gesamte Fortschritt konzentriert.

Ich habe mich oft gefragt, ob ich mit den gleichen Ideen, die ich in Stanford verfolgt habe, auch in Deutschland hätte erfolgreich sein können. Ich glaube das leider nicht. An einigen Stellen wäre ich nicht so leicht durchgekommen, hätte meinen Professor nicht so leicht dazu überreden können, etwas ganz Neues zu versuchen. Mein Doktorvater in den USA meinte am Anfang: Okay, Richard, wir kennen uns beide nicht mit neuronalen Netzen aus, aber zusammen werden wir das lernen. – Das wäre in Deutschland wohl eher nicht möglich, dass

man diesen beginner's mind hat. Deutschland könnte heute sicher deutlich mehr mit neuronalen Netzen machen.

In dem Strategiepapier steht auch, man wolle 100 neue Professuren für KI schaffen. Nach dem, was Sie beschreiben, zieht es die besten Leute international nicht unbedingt an die Unis. Geschweige denn nach Deutschland.

Es wird sehr schwierig, 100 Top-Professoren einzustellen.

Vielen Dank für das ausführliche Gespräch. Sollen wir die Tonaufzeichnung lieber von der besten verfügbaren Software transkribieren lassen oder von einem Schreibbüro?

Mein deutsch-englischer Mischmasch, dazu der Hintergrundlärm – das kann das Schreibbüro heute wahrscheinlich noch besser.





Prof. Dr. Prof. h. c. Andreas Dengel

Andreas Dengel ist Standortleiter am Deutschen Forschungszentrum für Künstliche Intelligenz (DFKI) in Kaiserslautern und wissenschaftlicher Direktor des dortigen Forschungsbereichs Smarte Daten & Wissensdienste. Seine Forschungsschwerpunkte liegen in den Bereichen maschinelles Lernen, Mustererkennung und Data-Mining. Bereits seit 1993 ist er Professor am Fachbereich Informatik der Universität Kaiserslautern. Er ist Gründer, Initiator und Mentor vieler erfolgreicher Start-ups. Zudem berät er akademische Einrichtungen, Forschungsprogramme sowie Ministerien im In- und Ausland.



Richard Socher PhD

Richard Socher ist Chefwissenschaftler des amerikanischen Technikunternehmens Salesforce, für das er an Künstlicher Intelligenz forscht. Zudem unterrichtet er als Gastprofessor an der Universität Stanford. Als Gründer und CEO seines Start-ups MetaMind verkaufte er dieses 2016 an Salesforce. Er ist einer der wichtigsten deutschen KI-Experten im Silicon Valley. Socher erhielt für seine Arbeit bereits diverse Auszeichnungen. Promoviert hat er an der Stanford-Universität im Bereich Deep Learning und gewann den Preis für die beste Stanford-Doktorarbeit seines Jahrgangs im Bereich Informatik.



Dr. Elsa Andrea Kirchner

Elsa Andrea Kirchner ist Leiterin des Teams Nachhaltige Interaktion und Lernen im Robotics Innovation Center (RIC) am Deutschen Forschungszentrum für Künstliche Intelligenz (DFKI) in Bremen. Zudem leitet sie das Brain & Behavioral Integrationlab der AG Robotik der Universität Bremen im Fachbereich Mathematik und Informatik, wo sie 2014 ihren Abschluss in Informatik machte. Ihre wissenschaftlichen Interessen konzentrieren sich auf Mensch-Maschine-Interaktion, kognitive Architektur, Neuropsychologie und Elektrophysiologie-Methoden. Seit 2018 ist sie Mitglied der deutschen Plattform für Künstliche Intelligenz im Bereich Medizintechnik & Pflege.



Shirley Ogolla

Shirley Ogolla ist Wissenschaftlerin auf den Gebieten Internetbasierte Innovation sowie Internet Policy and Governance am Humboldt-Institut für Internet und Gesellschaft in Berlin. Sie forscht zu neuen Formen digitaler Partizipation im Betrieb und zum Einsatz von KI in der Wissensarbeit. Ihr Master in Medienwissenschaft an der Humboldt-Universität zu Berlin und der New York University folgte auf ihren Bachelor in Medienkulturwissenschaft und Kunstgeschichte an der Albert-Ludwigs-Universität Freiburg und an der Sorbonne IV in Paris. Am Berkman Center for Internet and Society an der Harvard University beschäftigte sie sich mit diskriminierenden Entscheidungen von Algorithmen.

Quellen

Bildnachweise

Bild: Behind The Scenes ©Felix Amsel, 2019; Bild: Behind The Scenes ©Felix Amsel, 2019 **Lektion 1:** 1956 Dartmouth Conference: The Founding Fathers of AI ©Science ABC, <https://www.scienceabc.com/wp-content/uploads/2018/01/John-maccarthy-marvin-minsky-claude-shannon-ray-solomonoff-alan-newell-herbert-simon-arthur-samuel-oliver-selfridge-nathaniel-rochester-trenchard-more-the-founding-fathers-of-ai.webp> **Lektion 2:** Professional »Go« Player Lee Se-dol-Plays Google's AlphaGo - Last Day ©Getty Images AsiaPac, 2016; Schwarze Katze halbes Gesicht ©iStock by Getty Images, Nils Jacobi, 2018; Arzt Tierarzt Klinik ©iStock by Getty Images, Vasyl Dolmatov, 2017; Katzen im Waschbecken miteinander schlafen ©iStock by Getty Images, Mordolff, 2018 **Lektion 4:** Alan Turing by Elliott & Fry ©National Portrait Gallery, London, 1951; Neurologist William Grey Walter in 1949 Cropped image/screen capture, adaptation from a still of a BBC television broadcast from 1950 ©By Spiessens - Own work, CC BY-SA 4.0, <https://commons.wikimedia.org/w/index.php?curid=44771102>; A Nao robot of the SPL team B-Human, RoboCup 2016 in Leipzig, Germany ©By Peter Schulz - Own work, CC BY-SA 4.0, <https://commons.wikimedia.org/w/index.php?curid=50729086>; Das System »Coyote« ©Felix Amsel, 2019 **Lektion 8:** Felsen Yosemite Valley ©Andreas Dengel; Furcht einflößender Hund ©iStock by Getty Images; Süßer Hund ©iStock by Getty Images; Screenshot Visual Sentiment Ontology ©<https://visual-sentiment-ontology.appspot.com>; stormy landscape ©Suzanne Hallam, flickr **Lektion 9:** Screenshot reCAPTCHA ©Google; Porträt Andreas Dengel ©Felix Amsel, 2019; Porträt Socher ©Salesforce; Porträt Elsa Andrea Kirchner ©Felix Amsel, 2019; Porträt Shirley Ogolla ©Felix Amsel, 2019



ZEIT AKADEMIE

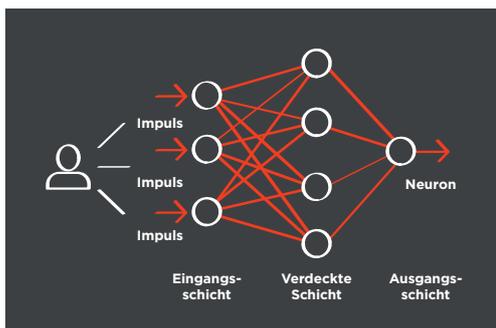
Künstliche Intelligenz | Die Zukunft von Mensch und Maschine



Ihre Dozenten: Richard Socher (hier im Bild), Andreas Dengel, Elsa Andrea Kirchner und Shirley Ogolla führen durch das Seminar

Unsere Experten aus Wissenschaft und Praxis vermitteln ein umfassendes technisches Verständnis über die Funktionsweise von Künstlicher Intelligenz. So erklärt Andreas Dengel vom DFKI Kaiserslautern in vier Lektionen die Grundlagen der Technologie und Richard Socher, der auf dem Gebiet der Neurolinguistik forscht, beschreibt, wie Computer lernen, die komplexe menschliche Sprache zu verstehen. Der Frage, wie die Zusammenarbeit zwischen Mensch und Maschine aussehen kann, geht die Roboter-Expertin Elsa Andrea Kirchner (DFKI Bremen) nach. Und welche Aufgaben auf die Gesellschaft zukommen, im Hinblick auf den Einsatz von KI auf dem Arbeitsmarkt, zeigt Shirley Ogolla (Humboldt-Institut Berlin) auf. Darüber hinaus gewähren zahlreiche Unternehmen praktische Einblicke in die Anwendung der Technologie und berichten über neue Möglichkeiten und Herausforderungen für die Wirtschaft.

Video-Seminar mit Buch | 10 Lektionen



Anschaulich erklärt: Anhand von Illustrationen, Animationen und Einblicken werden komplexe Sachverhalte verdeutlicht

- 1. Künstliche Intelligenz**
Eine Einführung
 - 2. Maschinelles Lernen**
Das Gehirn als Vorbild für künstliche neuronale Netze
 - 3. KI im Unternehmen**
Anwendungen, Strategien und Geschäftsmodelle
 - 4. Intelligente Roboter**
Einsatzfelder autonomer Systeme
 - 5. Zusammenarbeit von Menschen und Robotern**
Interaktion und Sicherheit
 - 6. Sprache und KI**
Computer, die den Menschen verstehen
 - 7. Digitale Assistenten**
KI, die uns im Alltag hilft
 - 8. Multimedia-Data-Mining**
Trends und Emotionen in Big Data erkennen
 - 9. KI und Arbeit**
Prognosen, Chancen und Herausforderungen
 - 10. KI und Ethik**
Verantwortung, Erklärbarkeit und Transparenz algorithmischer Entscheidungen
- Interview**
Richard Socher im Interview mit Jochen Wegner, Chefredakteur ZEIT ONLINE



Aus der Praxis: Experten berichten über die verschiedenen Anwendungsbereiche der KI