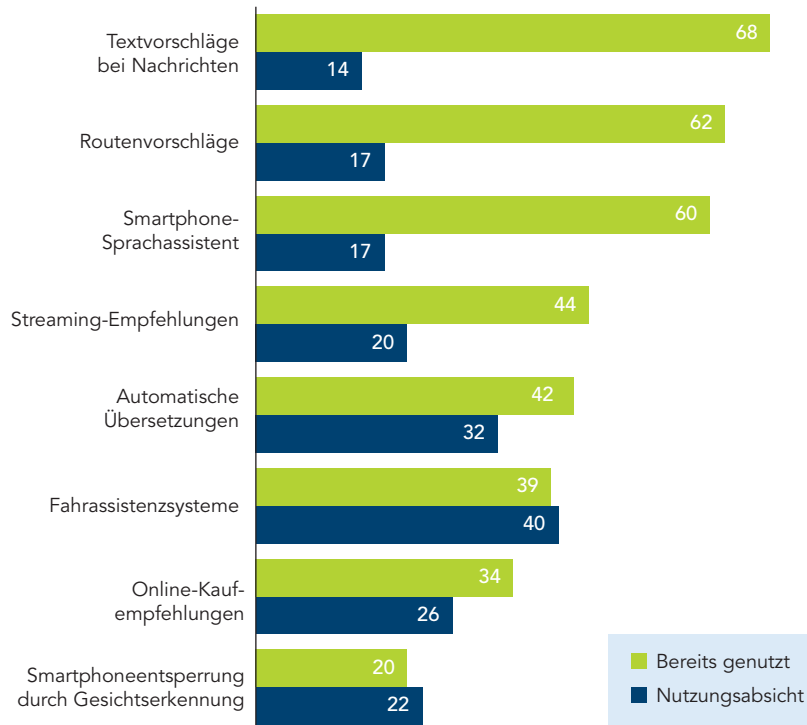


Mehr Komfort mit KI?

Befragte, die folgende KI-Anwendungen genutzt haben oder nutzen wollen (in %):



Basis: 1.004 Befragte (ab 16 Jahre) in Deutschland; Sep 2020

Nach: Statista, Bitkom Research, 2020

Online-Abstimmung



Mediencode
82111-16

Aufgaben

- 1 Führen Sie die obige Umfrage in Ihrer Klasse durch (z. B. mithilfe des QR-Codes) und vergleichen Sie Ihre Ergebnisse mit denen der Statistik. Finden Sie mögliche Gründe für Abweichungen.
- 2 Beziehen Sie Stellung, ob der Einsatz von KI in den oben angesprochenen Bereichen mehr Nutzen oder mehr Risiken mit sich bringt.

Künstliche Intelligenz

3

Künstliche Intelligenz (KI) ist aus unserem Alltag nicht mehr wegzudenken. Regelmäßig verwenden wir Systeme, in deren Hintergrund eine KI arbeitet. Viele Anwendungen sind für uns komfortabel, einige bringen mehr Struktur und Sicherheit in unser Leben. Dennoch muss man sich die Frage stellen, welche möglichen Risiken mit der Nutzung von KI einhergehen. Um sich selbst eine fundierte Meinung zu bilden, sollte man sowohl die grundlegende Funktionsweise von KI-Systemen verstanden haben als auch die jetzige und zukünftige Nutzung dieser Systeme aus gesellschaftlicher, wirtschaftlicher und ethischer Perspektive reflektieren können. Nur im Zusammenspiel dieser beiden Sichtweisen kann man mögliche Auswirkungen auf unser Leben verstehen und gegebenenfalls mitgestalten.

Bearbeiter

Das können Sie nach diesem Kapitel:

- an Alltagsbeispielen die Einsatzmöglichkeiten von Künstlicher Intelligenz im Hinblick auf Grundideen von Verfahren sowie Grenzen der KI analysieren.
- einen Algorithmus zum maschinellen Lernen an konkreten Beispielen anwenden.
- den Einfluss von Trainingsdaten und Parametern auf die Zuverlässigkeit der Ergebnisse eines Verfahrens maschinellen Lernens analysieren.
- ein künstliches Neuron (kleinste Einheit eines neuronalen Netzes) simulieren.
- zu bestehenden und vorstellbaren Einsatzmöglichkeiten von KI aus unterschiedlichen Perspektiven, vor allem unter Berücksichtigung wirtschaftlicher, gesellschaftlicher und ethischer Aspekte, Stellung nehmen.

3.1 Wann gilt eine Maschine als intelligent?

Wie wird bei einem Menschen Intelligenz gemessen? Gut, es kann der Intelligenzquotient (IQ) gemessen werden. Aber spiegelt dieses Ergebnis umfassend wider, wie intelligent jemand ist? Kommt es nicht neben dem IQ auch auf weitere Eigenschaften an, die einen Menschen intelligent sein lassen? Und wie verhält es sich mit der Künstlichen Intelligenz im Vergleich zur menschlichen Intelligenz – wie können menschliche und Künstliche Intelligenz verglichen werden?

M1 Das kann KI ...

AlphaGo Zero übertrumpft AlphaGo ohne menschliches Vorwissen

Im asiatischen Strategiespiel Go hat das Programm AlphaGo der Google-Tochter DeepMind in diesem Jahr den stärksten menschlichen Profispieler besiegt. Eine neue Version hat das Spiel jetzt ohne menschliches Vorwissen gelernt und spielt noch stärker.

Bögeholz, Harald: Künstliche Intelligenz: AlphaGo Zero übertrumpft AlphaGo ohne menschliches Vorwissen. In: www.heise.de, 19.10.2017

Künstliche Intelligenz erkennt Hautkrebs besser als Hautärzte

Ein Algorithmus beurteilt Hauttumore in einer Studie präziser als Hautärzte.

dpa: Künstliche Intelligenz erkennt Hautkrebs besser als Hautärzte. In: www.handelsblatt.de, 11.04.2019

Google Duplex: Guten Tag, Sie sprechen mit einer KI

Google Duplex ruft selbstständig Restaurants an, um Termine zu vereinbaren. So überzeugend klingt die KI, dass die Gesprächspartner am anderen Ende einen Menschen vermuten [...].

Herbig, Daniel: Google Duplex: Guten Tag, Sie sprechen mit einer KI. In: www.heise.de, 11.05.2018

Boston Dynamics: Spot kann jetzt Wäsche sammeln und gärtnern

Boston Dynamics erweitert die Produktpalette des Roboterhunds Spot und bringt ihm so ein paar neue Tricks bei.

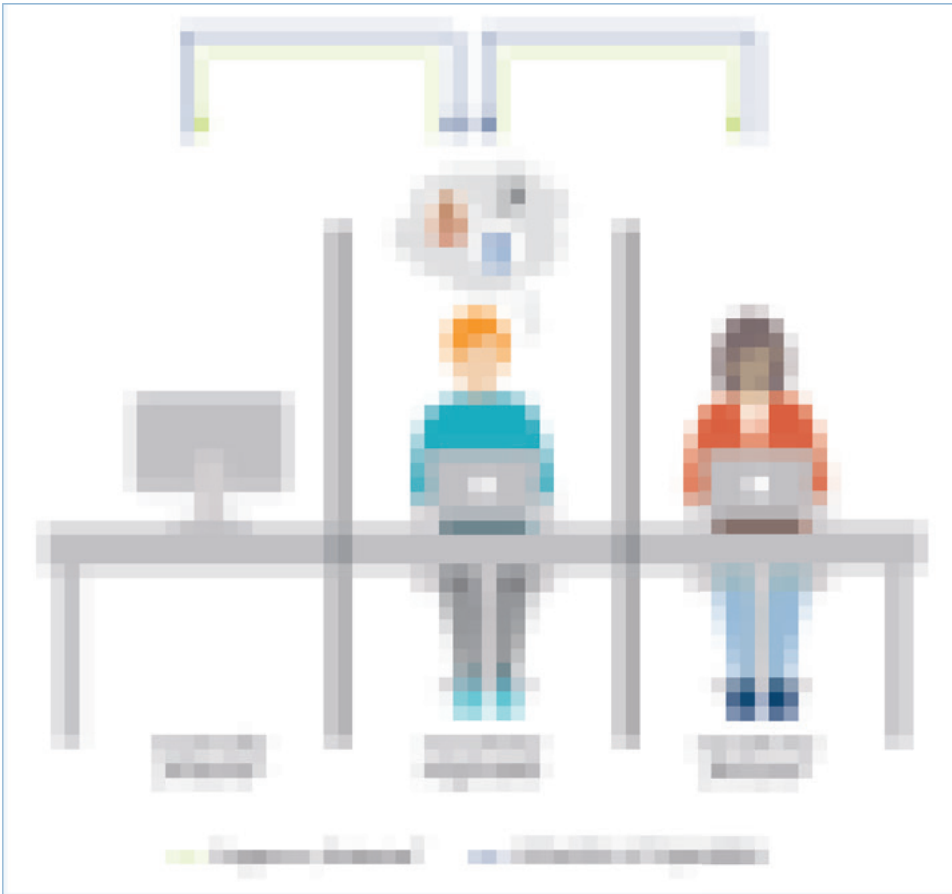
Bezmalinovic, Tomislav: Boston Dynamics: Spot kann jetzt Wäsche sammeln und gärtnern. In: www.the-decoder.de, 02.02.2021

Forschende von Google haben einer KI beigebracht, Gerüche zu erkennen

Ihr Algorithmus kann Gerüche basierend auf deren molekularen Strukturen identifizieren.

Basierend auf: Fisher, Christine: Google researchers taught an AI to recognize smells. In: www.engadget.com, 24.10.2019

M2 Turing-Test



Alan Turing (1912-1954),
britischer Informatiker und
Computerpionier

Beim Turing-Test stellt eine Person in einem Chat Fragen an zwei „Antworter“. Von diesen ist einer ein Mensch, einer eine Maschine. Nach einer gewissen Zeit muss sich die fragende Person entscheiden, welcher der beiden „Antworter“ Mensch, welcher Maschine ist. Kann man Mensch von Maschine nicht unterscheiden, so hat die Maschine den Turing-Test bestanden.

Bearbeiter, basierend auf: George/Gillis: What is the Turing Test? In: www.techtarget.com, Abruf am 14.02.2023

M3 Künstliche Intelligenz beendet menschliche Dominanz

Ex-Schachweltmeister Garri Kasparow:
„Wir haben immer gedacht, dass eine
Maschine für das Schach zu viel empiri-
sches Wissen benötigt und zudem die
5 Zugabe von menschlichen Erfahrungswerten.“ Nun sei er erstaunt über die Fähigkeiten der KI-Schachmaschine – und darüber, „was man von AlphaZero und

grundsätzlich von KI-Programmen lernen kann, die Regeln und Wege erkennen 10 können, die Menschen bisher verborgen geblieben sind.“

Witt, Christian: Künstliche Intelligenz beendet menschliche Dominanz. In: www.welt.de, 13.12.2017

M4 Schwache vs. starke KI

Bei künstlichen Intelligenzen gilt es zwischen schwacher und starker KI zu unterscheiden. Eine starke KI ist im Grunde zu allem fähig, wozu ein Mensch ebenfalls in der Lage wäre. Die starke KI ist es auch, die Filmemacher und Science-Fiction-Autoren fasziniert. Tatsächlich gibt es noch keine Konzepte, wie sich solch eine starke KI technisch realisieren lässt. Die schwache KI hingegen ist schon länger in Wirtschaft und Gesellschaft angekommen und macht zurzeit rasante Fortschritte. Sie befasst sich damit, einzelne Fähigkeiten des Menschen auf Maschinen zu

übertragen, zum Beispiel das Erkennen von Sprache oder Bildern. Die Anwendungsmöglichkeiten einer schwachen KI sind stark auf das spezielle Gebiet beschränkt, für die sie programmiert wurde. So wäre eine zur Bilderkennung programmierte KI niemals in der Lage Texte zu erkennen und umgekehrt. Oft wird davon gesprochen, dass schwache [...] [KI] Intelligenz nur simuliert, während starke KI wirklich intelligent ist.

Klein, Oliver: Künstliche Intelligenz: Bedrohungsszenario oder Chance? In: www.bdi.eu, 01.02.2023

M5 „Der Mensch ist das großartigere System“

Wirtschaftsinformatikerin Prof. Dr. Sarah Spiekermann über die Grenzen der maschinellen Intelligenz und die Bedeutung menschlicher Werte in Zeiten zunehmender Automatisierung. [...]

Frau Prof. Dr. Spiekermann, wie intelligent ist KI eigentlich?

Sarah Spiekermann: Ob man nun von „Künstlicher Intelligenz“ spricht oder nicht: Jede komplexe Datenverarbeitung hängt von der Qualität und der Vielzahl der Daten ab, die verarbeitet werden können. Maschinen können nur so intelligent sein wie es ihre Daten sind. Das bedeutet, dass jede Maschine natürlicherweise begrenzt ist, weil es nicht möglich ist, die gesamte Realität des Menschen und sein situatives Umfeld durch Maschinen zu erfassen. Es gibt auf diese Art eine natürliche Limitierung der Maschine, die jeder technisch versierte Informatiker oder Systemingenieur unterschreiben muss.

Darauf würden „Dataisten“ antworten: Wenn wir nicht genug Daten haben, müssen wir eben noch mehr Daten sammeln ...

Ich habe eine andere Auffassung. Für mich ist es eine Tatsache, dass der allergrößte Teil dessen, was dem Menschen in seinem Leben Bedeutung gibt, un-

sichtbar ist. Denn es sind Werte, die dem menschlichen Leben Bedeutung geben. Werte, die im Raum stehen und uns umgeben. Aber wie soll man Werte wie Sympathie oder Gemütlichkeit messen? Wenn zwei Menschen sich in einem Raum treffen und sie lächeln einander an, kann der Sensor oder die Kamera anhand der hochgezogenen Mundwinkel zwar feststellen, dass die beiden sich anlächeln. Aber er kann nicht wissen, ob das Lächeln dieser Personen etwas mit Sympathie als einem Wert zu tun hat – oder nur mit formeller Höflichkeit. Ob ein Wert wie Sympathie besteht, ob sie einander sympathisch sind oder nicht, können nur die beiden wissen. Egal wie freundlich der eine zum anderen sein mag.

Sie meinen, emotionale Intelligenz ist Maschinen also prinzipiell verschlossen?

Die emotionale Intelligenz eines Menschen ist in der Lage, die im Raum stehenden Werte präzise zu erfassen und sich daraufhin dann gut und situationsgemäß zu verhalten. Eine Maschine kann

uns dabei nur begrenzt folgen. Eine Maschine kann feststellen, dass hier Emotionen im Raum stehen, das kann sie an den Gesichtszügen, an der Hautleitfunktion oder an der Pupillenerweiterung der Menschen ablesen. Aber obwohl sie diese Informationen einlesen kann, kann die Maschine nicht wissen, warum das so ist. Wenn Maschinen diese Art von Zugang

zur unsichtbaren Wertewelt nicht haben, dann fehlt ihnen ein sehr wichtiger Bestandteil von dem, was menschliche und gesellschaftliche Intelligenz ausmacht – und deswegen können Maschinen nicht intelligent im menschlichen Sinne sein.

Zukunftsinstitut: „Der Mensch ist das großartigere System“. In: www.zukunftsinstitut.de, Abruf am 14.02.2023

M6 Antwort eines KI-Systems zur textuellen Interaktion mit Menschen

Bist du eine starke Künstliche Intelligenz?

Nein, ich bin keine starke künstliche Intelligenz. Ich bin ein großes Sprachmodell und wurde darauf trainiert, menschenähnliche Texte zu erzeugen, indem ich die Muster und Zusammenhänge in großen Mengen von Texten lerne und diese dann nutzen kann, um Texte zu generieren oder Fragen zu beantworten.

Obwohl ich in der Lage bin, eine Vielzahl von Aufgaben zu erfüllen und umfangreiche Wissensdatenbanken zu nutzen, habe ich kein Bewusstsein, Gefühle oder Gedanken wie ein menschliches Wesen. Ich bin ein Werkzeug, das von Menschen programmiert und genutzt wird, um bei bestimmten Aufgaben zu helfen.

Bearbeiter

Aufgaben

- 1 Nehmen Sie Stellung, inwiefern man die KI in den in M1 aufgezeigten Beispielen als „intelligent“ bezeichnen kann.
- 2 a) Beschreiben Sie die Zielsetzung eines Turing-Tests.
b) Suchen Sie im Internet nach Chatbots und stellen Sie diesen Fragen, bei deren Antworten Sie klar aufzeigen können, dass es sich bei Ihrem Chat-Partner um eine Maschine handelt (M2).
- 3 Begründen Sie Kasparows Erstaunen in M3.
- 4 a) Sammeln Sie Kriterien, anhand derer Sie die Intelligenz von KI-Systemen messen würden (M1-M3).
b) Diskutieren Sie, ob die gesammelten Kriterien auch die Intelligenz von Menschen messen können.
- 5 Grenzen Sie anhand von M4 die Begriffe starke und schwache KI tabellarisch ab und finden Sie zu jeder Kategorie reale oder fiktive Beispiele.
- 6 Erörtern Sie anhand von M1-M5, wie sich menschliche Intelligenz von Künstlicher Intelligenz unterscheidet und zeigen Sie dadurch auch die Grenzen von KI auf.
- 7 Sammeln Sie in der Gruppe, was für die Entwicklung einer starken Künstlichen Intelligenz (M4-M6) nötig wäre.

3.2 Wie kann man Künstliche Intelligenz beschreiben?

Alle reden mit, wenn es um Chancen und Risiken künstlicher Intelligenz geht. Jeder verwendet KI regelmäßig in seinem Alltag, oftmals auch gänzlich unbemerkt und unbewusst. Allerdings gerät auch fast jeder ins Stocken, wenn es um die Frage geht, was denn Künstliche Intelligenz eigentlich ist. Hinter welchen Anwendungen verbirgt sich also KI, und was bedeutet Künstliche Intelligenz?

M1 Anwendungsmöglichkeiten von KI



Monitoring und Erkennung:

KI-Systeme können in kürzester Zeit große Mengen an Daten analysieren und Abweichungen sowie Muster feststellen. Als Beispiele finden sich Betrugsbekämpfung, Cybersecurity oder Umweltveränderungen.



Vorhersagen:

Mit Künstlicher Intelligenz können Modelle mit Vorhersagekraft aus Daten erstellt werden. Beispiel dafür ist der Empfehlungsalgorithmus von [...] [Streaming-Portalen] oder Wettervorhersagen.



Interpretieren:

Strukturierte und unstrukturierte Daten wie etwa Bilder, Videos und Audiodateien und Textdateien können mittels KI in vielfach größerer Datenmenge analysiert werden als mit herkömmlichen Methoden.



Interaktion mit physischer Umgebung:

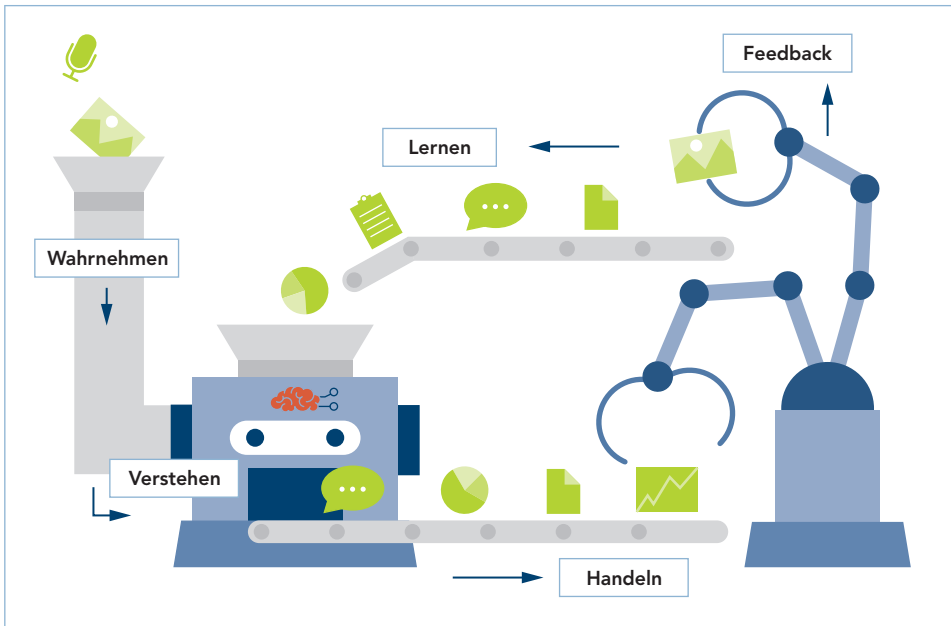
KI-Systeme ermöglichen eine Vielzahl an unterschiedlichen Interaktionen zwischen Maschinen und ihrer Umgebung. Ein Beispiel sind selbstfahrende Autos, die eine Unmenge an Echtzeitdaten analysieren und eine sichere und effiziente Fahrrichtung bestimmen.



Interaktion:

KI-Systeme ermöglichen über die Analyse von Daten hinaus auch das Vorschlagen von Handlungen (z. B. der Arzt bekommt Entscheidungsunterstützung durch KI) oder das Einleiten von Aktivität [...] [wie Befehle an Sprachassistenten].

M2 KI erweitert das EVA-Prinzip



Nach: Burmester 2018

Aufgaben

- 1 a) Sammeln Sie in der Klasse Alltagssituationen und Anwendungen, in denen Sie regelmäßig ein KI-gestütztes System verwenden. Berücksichtigen Sie dabei auch **M1**.
- b) Recherchieren Sie auch mit Bezug auf **M1** nach weiteren Beispielen, bei denen KI-Systeme eingesetzt werden und stellen Sie Ihre Rechercheergebnisse in der Gruppe vor.
- c) Beschreiben Sie, was die von Ihnen in Aufgabe a) und b) genannten Systeme intelligent macht.
- 2 a) Entwerfen Sie eine eigene Definition des Begriffs Künstliche Intelligenz.
- b) Vergleichen Sie Ihre Definition mit denen im nebenstehenden QR-Code und begründen Sie, welche Definition Ihnen am meisten zusagt.
- 3 a) Erklären Sie anhand von **M2**, wie das klassische EVA-Prinzip für KI-Systeme erweitert wird.
- b) Erklären Sie anhand von **M2**, auf welcher Datengrundlage eine KI lernen kann.

Definitionen von KI



Mediencode 82111-17

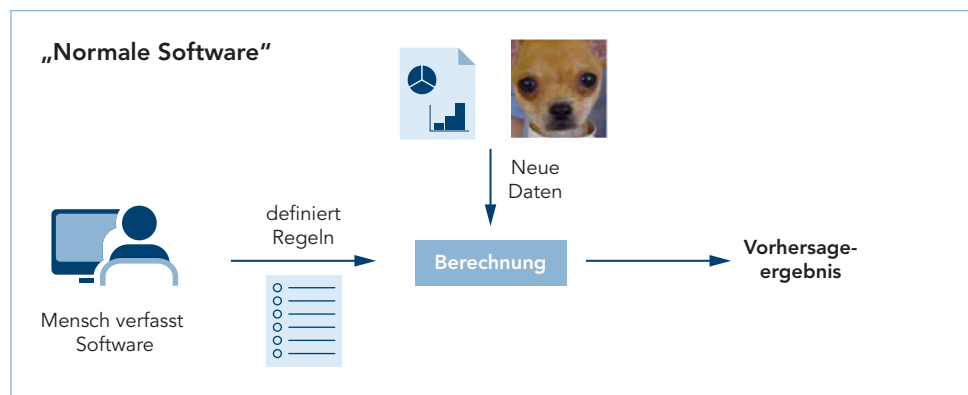
3.3 Wie kann eine Maschine selber lernen?

Unser Alltag ist voll von Geräten, die ihre Algorithmen auch durch unsere Benutzung immer weiterentwickeln. Eine Sprachsteuerung lernt durch wiederholte Benutzung, den Anwender besser zu verstehen, Bilderkennung wird durch Bestätigung oder Ablehnung des Ergebnisses verbessert und Navigationsprogramme nutzen GPS-Daten, um neue Straßenführungen zu erkennen. Aber wie kann ein Algorithmus aus den vorliegenden Daten neue Fähigkeiten oder Informationen lernen?

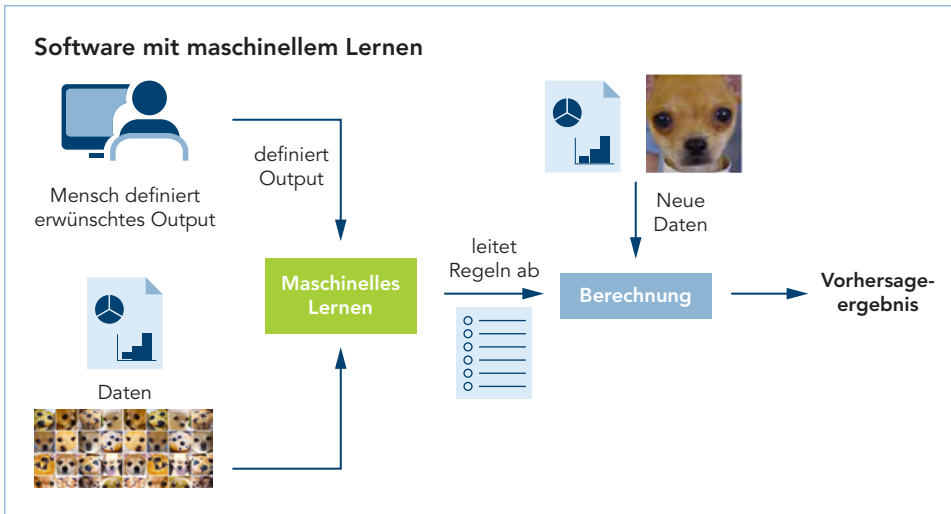
M1 Chihuahua oder Muffin?



M2 Erstellung von „normaler“ Software vs. Software mit maschinellem Lernen

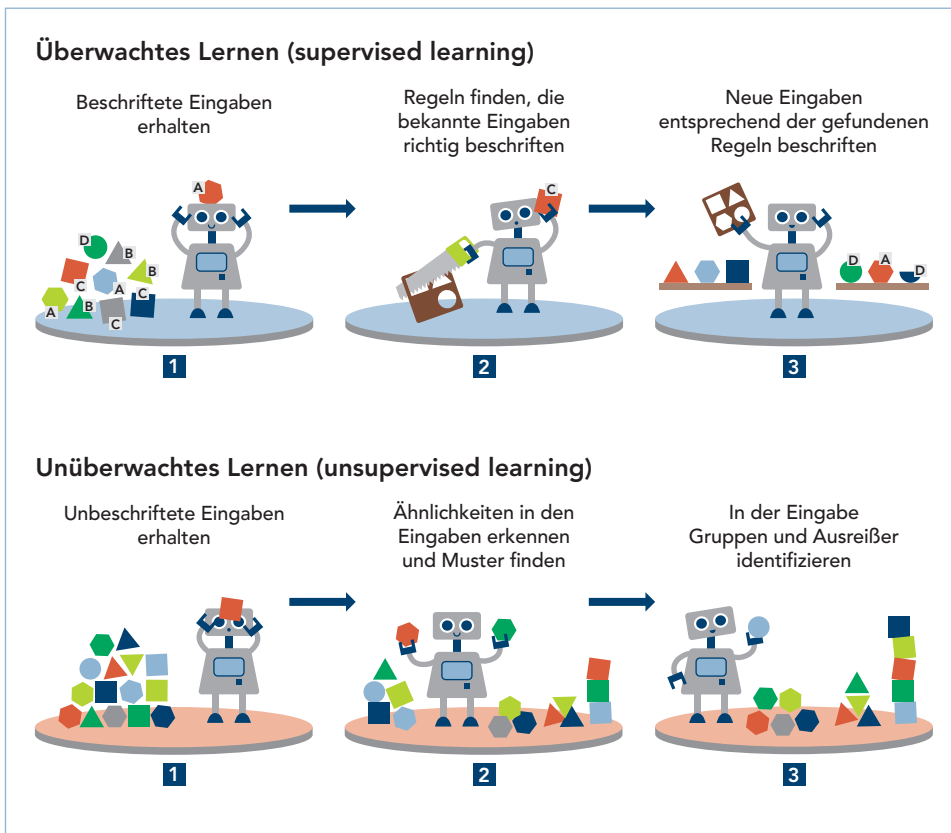


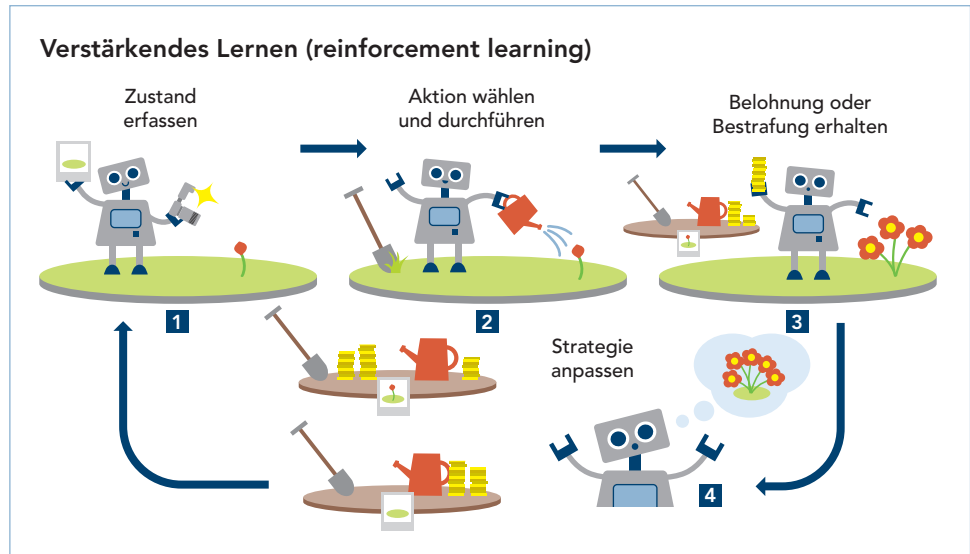
Bearbeiter



Bearbeiter

M3 Arten des maschinellen Lernens





Nach: Jatzlau/Michaeli/Seegerer, CC BY

M4 Das Datenproblem: Garbage in, garbage out

Alles was unter den Begriff „Machine Learning“ fällt, basiert auf der Idee, dass ein System mit [...] Daten trainiert wird und nach der Trainingsphase bei einer neuen Situation die richtige Antwort liefert. Beispiel: Das System ist in der Lage, eine Katze in einem Bild zu erkennen.

Fehlen Eingangsdaten oder sind sie unvollständig, ist keinerlei Training zielführend. Bezogen auf das obige Beispiel bedeutet das, dass das System vorhandene Katzen übersieht. Es braucht mehr Dateninput, um zu lernen, was eine Katze charakterisiert.

Fehlerhafte Eingangsdaten wirken sich ebenfalls desaströs auf Machine-Learning-Projekte aus: Bleiben fehlerhafte Daten unentdeckt, wird ein System trainiert, welches in Zukunft falsche Ergebnisse liefern wird. Um beim obigen Beispiel zu bleiben: Das System erkennt nicht nur Katzen als solche, sondern identifiziert auch Hunde und Stühle als Katzen. Werden die Ergebnisse ohne Prüfung direkt weiterverarbeitet, zieht sich schlussendlich der Fehler durch viele Stufen des Geschäftsprozesses. Je später der Fehler erkannt wird, desto kostenin-

tensiver fällt seine Beseitigung aus. Ergo: Das Einspeisen fehlerhafter Daten ist bei Machine Learning hoch riskant und muss unbedingt vermieden werden.

Tendenziöse Eingangsdaten haben ebenfalls ihre Tücken: Der Spruch „Traue keiner Statistik, die du nicht selbst gefälscht hast“ ist landläufig bekannt. Dahinter steckt nichts anderes, als dass man durch die geschickte Auswahl an Basisdaten das Ergebnis stark beeinflussen kann. Im obigen Beispiel erkennt das System nur weiße Katzen als solche; normale Hauskatzen fallen durch das Raster. [...] Machine Learning macht [daher] ausschließlich mit einer sehr hohen Datenqualität Sinn – alles andere ist reine Zeit- und Geldverschwendung. Bevor man aktiv in das Machine Learning einsteigt, ist es also zwingend notwendig, das Grunddatenmanagement soweit zu optimieren, dass konsistente Daten vorliegen. Die Erfahrung erfolgreicher Machine Learning Projekte zeigt, dass 80% des Gesamtaufwandes in der Datenvorbereitung liegen.

M5 Maschinelles Lernen



Datenfütterung

Karikatur: Cloud Science, 2020

Aufgaben

- 1 a) Verfassen Sie Regeln zur Identifizierung von Chihuahuas.
b) Erklären Sie, wie sich die Identifizierung von Chihuahuas (M1) in einer „normalen“ Software von der mit maschinellem Lernen (M2) unterscheidet.
c) Vollziehen Sie die Arten des maschinellen Lernens in M3 für die Identifizierung von Chihuahuas (M1) nach und zeigen Sie daran mögliche Probleme der Arten auf.
- 2 Vollziehen Sie maschinelles Lernen anhand des Spiels „Mensch, Maschine!“ aus dem QR-Code nach.
- 3 Sammeln Sie Anforderungen an Daten, die für maschinellem Lernen verwendet werden (M3, M4).
- 4 Erklären Sie für die Arten des maschinellen Lernens (M2, M3) den Spruch „garbage in, garbage out“ (M4).
- 5 Beschreiben und interpretieren Sie die Karikatur M5.

3.4 Wie funktionieren Algorithmen maschinellen Lernens?

3.4.1 Wie kann ein Computer Entscheidungen treffen?

Wir Menschen lernen, in dem wir uns neues Wissen und neue Fähigkeiten aneignen. Ob eine Sprache sprechen, Fahrrad fahren oder Videos bearbeiten, all das meistern wir durch Wiederholungen und ständiges Üben. Aus eigener Erfahrung weiß man aber auch, dass eine gute Anleitung und Hilfestellung diesen Prozess unterstützen kann. Aber wie lernt eine Maschine und welche Anleitung braucht sie dazu?

M1 Bestandteile der Prüfung der Kreditwürdigkeit

Schufa:

Auskunftgeber über die Kreditwürdigkeit privater Personen, die durch die Kombination gesammelter Daten bewertet wird.



Beschäftigungsdauer in Monaten



Schufa-Eintrag



Sicherheiten (z. B. Hypothek, Wertpapiere)

M2 Auszug aus der Datenbank

KundenID	Schufa-Auskunft	Beschäftigungsdauer	Sicherheiten	Bewilligung
1	positiv	0	nein	abgelehnt
2	negativ	12	nein	abgelehnt
3	positiv	11	ja	bewilligt
4	positiv	45	nein	bewilligt
5	negativ	12	ja	abgelehnt
6	positiv	5	nein	abgelehnt
7	positiv	60	ja	bewilligt
8	negativ	0	ja	abgelehnt
9	positiv	10	ja	bewilligt
10	positiv	1	ja	bewilligt

Bearbeiter

M3 Algorithmus zum automatischen Erstellen eines Entscheidungsbaums

Schritt 1: Das beste Attribut finden

Attributwert	Bewilligt	Abgelehnt	Bestimmbare Ergebnisse der Gesamtanzahl
Schufa-Eintrag positiv	5	2	5 von 7
Schufa-Eintrag negativ	0	3	3 von 3
			Gesamt 8/10 80%

Attributwert	Bewilligt	Abgelehnt	Bestimmbare Ergebnisse der Gesamtanzahl
0-5 Monate beschäftigt	1	3	3 von 4
Mehr als 5 Monate beschäftigt	4	2	4 von 6
			Gesamt 7/10 70%

Attributwert	Bewilligt	Abgelehnt	Bestimmbare Ergebnisse der Gesamtanzahl
Sicherheiten ja	4	2	4 von 6
Sicherheiten nein	1	3	3 von 4
			Gesamt 7/10 70%

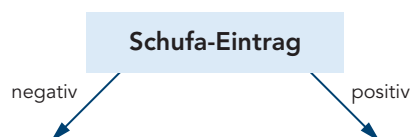
Hier ist das beste Attribut „Schufa“, da das Ergebnis durch den Wert dieses Attributs zu 80% bestimmbar ist.

Zur Vereinfachung wird hier nur zwischen einer Beschäftigungsdauer von bis zu 5 Monaten und mehr als 5 Monaten unterschieden.

Bearbeiter

Schritt 2: Knoten erstellen

Für dieses Attribut wird ein Knoten „Schufa“ mit den Kanten negativ und positiv erstellt.

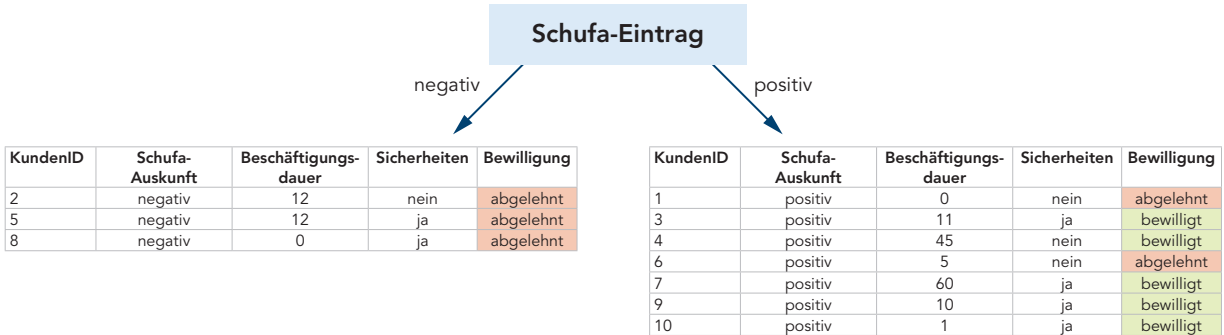


Knoten: Stellen, an denen sich die Äste eines Baumdiagramms verzweigen, hier die Attribute.

Bearbeiter

Schritt 3: Daten aufteilen

Im linken Teilbaum sind nur noch die Daten enthalten, die einen negativen Schufa-Eintrag enthalten, im rechten Teilbaum die, bei denen der Wert positiv ist. Somit sind im linken Teilbaum sieben, im rechten drei Datensätze enthalten.

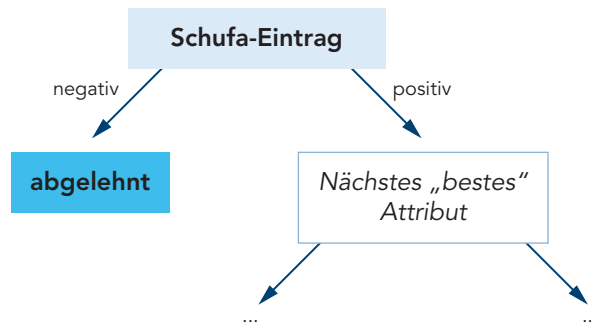


Bearbeiter

Schritt 4: Nächste Knoten oder Blätter bestimmen

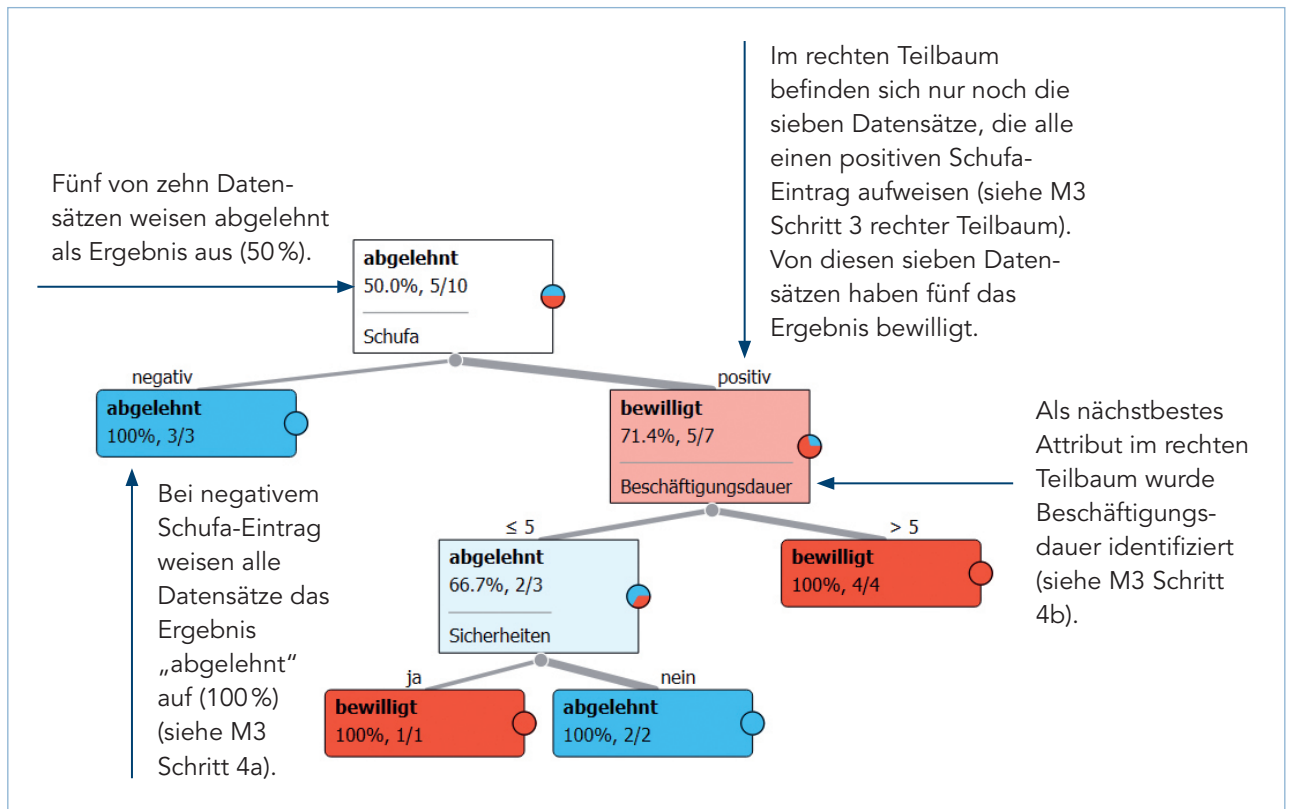
4a: Im linken Teilbaum haben alle Datensätze dasselbe Ergebnis: „abgelehnt“. Da ein negativer Schufa-Eintrag daher immer zur Ablehnung führt, muss dieser Teilbaum nicht weiter bearbeitet werden. Auch diese Datensätze müssen im weiteren Verlauf des Algorithmus nicht berücksichtigt werden.

4b: Für die verbleibenden Datensätze im rechten Teilbaum wird wieder das „beste“ Attribut bestimmt. Dies kann sich aber durch das Fehlen der bereits ausgeschlossenen Daten verändert haben und muss wieder berechnet werden.



Bearbeiter

M4 Entscheidungsbaum zur Kreditgewährung



Bearbeiter

Aufgaben

- 1 Erklären Sie mithilfe der Kriterien in M1, unter welchen Umständen sie einen Kredit bewilligen würden.
- 2 a) Vollziehen Sie den Aufbau des Entscheidungsbaums in M4 mithilfe der Daten in M2 und dem Vorgehen in M3 nach.
b) Nutzen Sie das Programm Orange, um sich automatisch einen Entscheidungsbaum auf der Datenlage von M2 erstellen zu lassen. Verwenden Sie dazu die Daten aus der Vorlage im nebenstehenden QR-Code.
c) Erklären Sie, welche Art des maschinellen Lernens (Kapitel 3.3 M3) hier vorliegt.
- 3 Begründen Sie, dass die Qualität des Entscheidungsbaums von der Qualität der vorliegenden Daten abhängt.

Orange Download



Mediencode 82111-18

Entscheidungsbaum_
Trainingsdaten_Kredite_
Vorlage

Mediencode 82111-19

3.4.2 Kann ein Computer Vermutungen anstellen?

„Kunden haben auch das gekauft“ oder „Sie könnten sich auch für das interessieren“. Solche Empfehlungen erhalten wir täglich bei Streamingdiensten und Online-Shops. Sehr oft passen diese Vorschläge auch zu unseren Vorlieben. Woher weiß das System eigentlich, was wir wollen?

M1 Musikempfehlungen



Individuelle Musikempfehlungen

Nach: *Elements of AI*, University of Helsinki/MinnaLearn

M2 Auszug aus der Datenbank

Nutzer	Alter	Geschlecht	Sprache	Tage seit Abspielen	zuletzt gehört
Nick	18	m	englisch	5	Rocking around the Christmas Tree
Tati	22	d	deutsch	2	Blood Going Down
Marcus	16	m	englisch	10	Heaven signs
Julie	16	w	englisch	7	No time to loose
Sibil	14	w	schwedisch	3	Big is beautiful
Matt	17	m	deutsch	2	Lass mal machen
Timo	14	m	deutsch	1	Lovin good
Maxi	18	w	deutsch	1	Die Helden
Mirabel	34	w	spanisch	0	Hosè Madera

Tabelle mit abgespielten Songs der Nutzer

Bearbeiter

M3 Distanzen berechnen

	Teo	Nick	Abstand
Alter	23	18	5/20
Geschlecht	m	m	0
Sprache	deutsch	englisch	1
Tage	0	5	5/10

Differenz zwischen den beiden numerischen Werten.

Abstand des kleinsten (14) und größten Werts (34) aus Tabelle M2.

Unterscheiden sich textuelle Attribute, ist der Abstand 1, sonst 0.

Abstand von Theo und Nick	1 3/4
---------------------------	-------

Summe der Einzelabstände

Berechnung der Distanz zwischen Teo und Nick
 Bearbeiter

M4 Shirt-Konfigurator

Welche Größe soll ich nehmen?

logo.de Alle

T-Shirt V-Neck
 17,99 Euro

Bitte Größe wählen

Anton Regular 115

Farbauswahl

Menge

kostenloser Versand

Größenberatung im Onlineshop

M5 Ähnlichsten Kunden finden (nächster Nachbar)


Das hat mir gepasst ...

	A	B	C
1	Körpergröße	Gewicht	Größe
2	156	58	M
3	157	59	M
4	158	63	M
5	160	59	M
6	160	60	M
7	163	60	M
8	163	61	M
9	160	64	L
10	163	65	L
11	164	61	L
12	167	62	L
13	165	65	L
14	168	62	L
15	168	62	L
16	168	66	L
17	175	63	L
18	170	64	L
19			

Rückmeldung der Kunden, welche Größen ihnen bei angegebener Körpergröße und Gewicht passen.

Größe	Körpergröße	Gewicht
	162	62

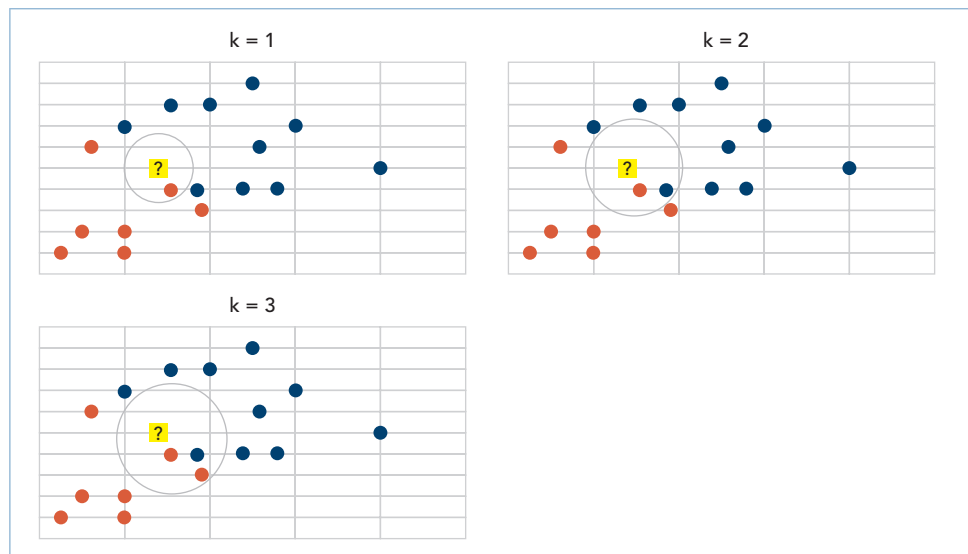
Vom Kunden eingegebene Körpergröße und Gewicht.



Bearbeiter

M6 K-nächste-Nachbarn

K ist hier die Anzahl der nächsten Nachbarn, die zur Kategorisierung des unbestimmten Objekts herangezogen werden.



K-nächste-Nachbarn Visualisierung

Bearbeiter

M7 Die Kunst, das richtige K zu wählen

Zum k-nächste-Nachbarn-Algorithmus gehört auch die Bestimmung des „besten“ k-Werts. Aber genau hier wird es noch einmal schwierig. Wird beispielsweise $k=1$ gewählt, so erscheint das Ergebnis des Algorithmus recht willkürlich. Das wird an einem einfachen Beispiel klar: Will man die Farbe eines Gummibärchens bestimmen, das vollständig von roten umgeben ist, aber als direkten Nachbarn ein grünes aufweist, wird das Ergebnis offensichtlich nicht repräsentativ, die Vorhersage daher wohl falsch sein. Erhöht man den K-Wert, werden die Vorhersagen aufgrund der Größe der

vergleichbaren Elemente stabiler. Liefert der Algorithmus bei einem höheren k-Wert allerdings zu viele Fehl-Kategorisierungen zurück, liegt der optimale Wert wohl bei einem geringeren Wert. Daher ist es zwingend notwendig, in mehreren Durchläufen den k-Wert zu bestimmen, der für eine Variation der Testdaten (Daten mit bekannter Kategorisierung) die wenigsten Daten falsch kategorisiert. Erst dann kann der so trainierte Algorithmus für Daten ohne bekanntes Ergebnis verwendet werden.

Bearbeiter

Aufgaben

- 1 Sammeln Sie Kriterien, aufgrund derer ein Empfehlungssystem Nutzern von Onlineshops und Streamingdiensten Produkte oder Medien vorschlagen kann, die tatsächlich zu ihnen passen.
- 2 Entscheiden Sie begründet, welcher Nutzer aus M2 Teo (M1) am ähnlichsten ist.
- 3 Bestimmen Sie den Nutzer, der Teo am ähnlichsten ist, mithilfe folgendem Vorgehen:
 - a) Berechnen Sie die Abstände von Teo zu allen anderen Personen (M1-M2-M3). Verwenden Sie dazu die Vorlage aus dem nebenstehenden QR-Code.
 - b) Ordnen Sie Ihre Ergebnisse aufsteigend nach dem berechneten Abstand.
 - c) Bewerten Sie, ob das oberste Ergebnis die Empfehlung beinhaltet, die am besten zu Teo passt.
- 4 Erklären Sie, wie der Online-Shop in M4 einem Kunden individuell Rückmeldung geben könnte, ob das T-Shirt in einer bestimmten Größe passen wird (M4).
- 5 Wenden Sie den k-nächste-Nachbarn Algorithmus für die Körpergröße und das Gewicht des Kunden auf die Daten in M5 an (vgl. Aufgabe 3).
 - a) Verwenden Sie dazu die Vorlage aus dem nebenstehenden QR-Code.
 - b) Ziehen Sie für Ihre Kategorisierung unterschiedliche Anzahlen von nächsten Nachbarn heran ($k=1, k=2 \dots$) und erklären Sie, welche Auswirkungen diese Entscheidung auf das Ergebnis hat.
- 6 Zeigen Sie dem Online-Shop-Betreiber auch anhand Ihrer Lösung aus Aufgabe 6 die Schwierigkeit, „das beste k“ zu finden auf und beschreiben Sie allgemein ein mögliches Vorgehen, diesen Wert zu verbessern (M7).

Streamingportal_
naechster_Nachbar_
Vorlage



Mediencode 82111-20

Kleidergroessen_k_
naechste_Nachbarn_
Vorlage

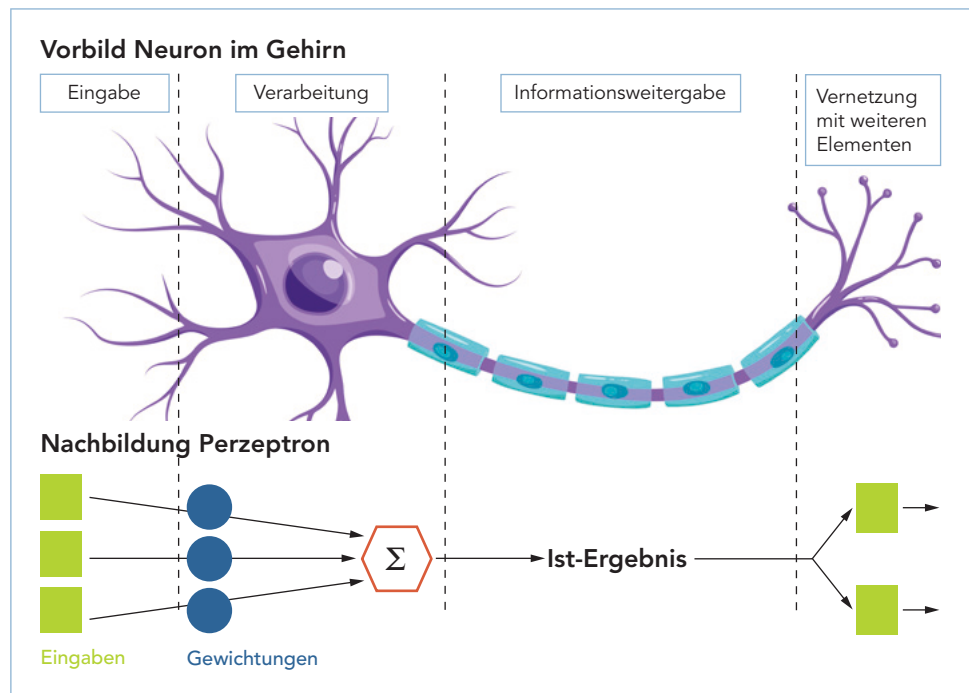


Mediencode 82111-21

3.5 Wie funktioniert ein Perzeptron?

Nach einer Definition ist ein System künstlich intelligent, wenn es Leistungen erbringt, die, falls ein Mensch sie erbracht hätte, intelligent gewertet werden würden. Da unser intelligentes Verhalten maßgeblich durch unser Gehirn bestimmt wird, liegt es nahe, dessen Funktion künstlich nachzubilden. Aber wie lässt sich das menschliche Gehirn im Computer nachbilden?

M1 Perzeptron: ein künstliches Neuron



Gegenüberstellung eines Neurons im Gehirn und der Nachbildung des Perzeptrons

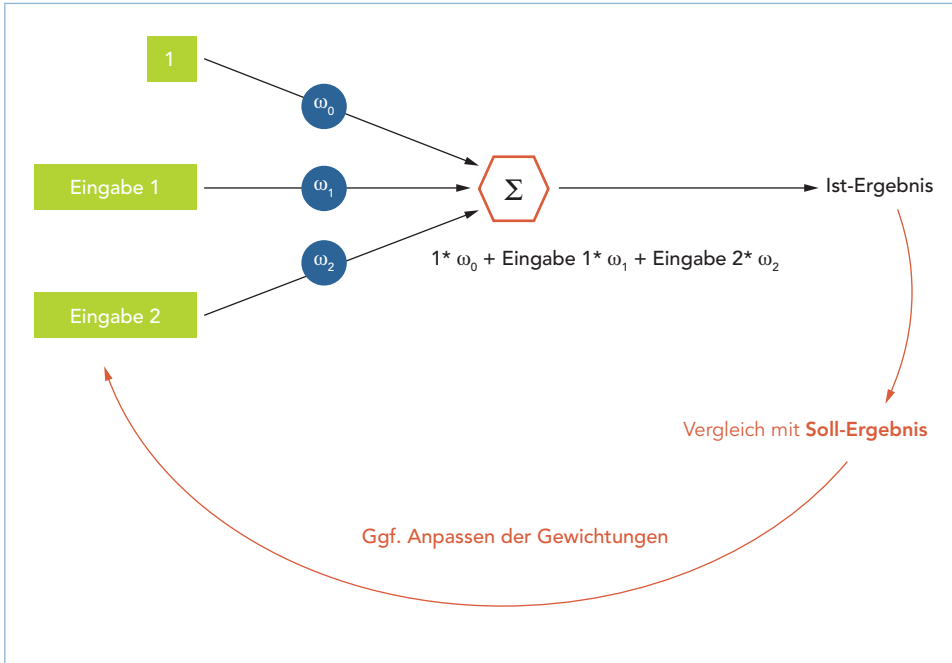
Bearbeiter

M2 Trainingsdaten

Eingabe 1	Eingabe 2	Soll-Ergebnis
1	1	1
0	1	1
1	0	1
0	0	0

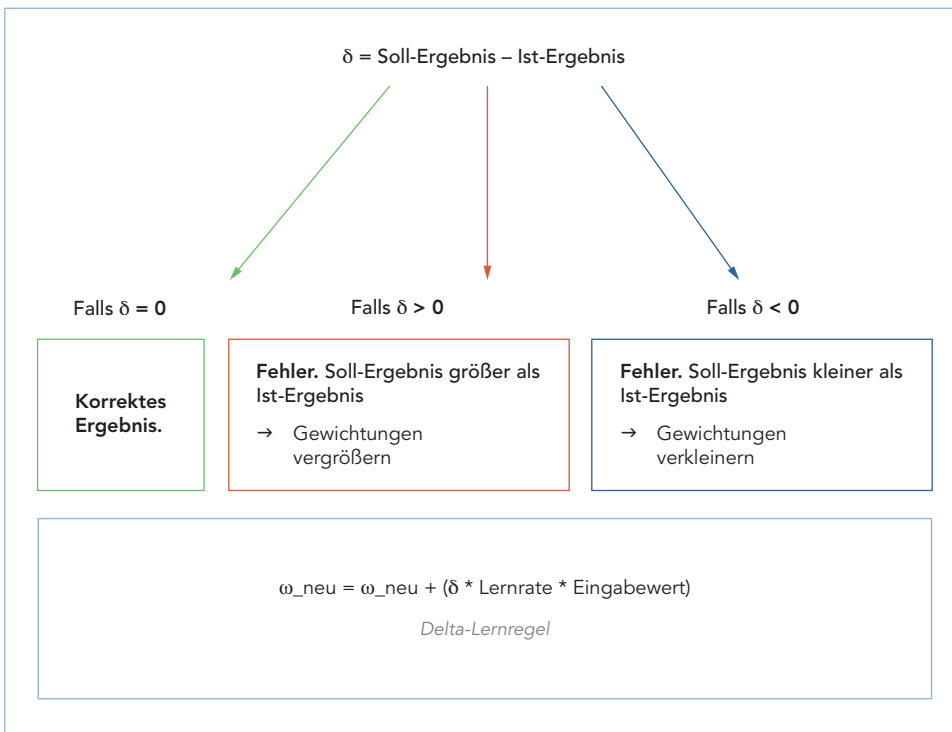
Bearbeiter

M3 Das Perzeptron lernt



Bearbeiter

M4 Lernen mit der Deltalernregel



Durch die Verwendung einer festgelegten Lernrate werden die Gewichtungen nicht in zu großen Sprüngen angepasst. Dabei muss diese geschickt gewählt werden, um nicht zu viele Anpassungen (Lernrate zu klein) vornehmen zu müssen und die richtige Gewichtung nicht zu überspringen (Lernrate zu groß).

Bearbeiter

M5 Die Lernepochen des Perzeptrons

Epoche 1

Hier werden mithilfe der Deltalernregel die neuen Gewichtungen berechnet, die dann beim nächsten Datensatz verwendet werden können.

Eingaben (siehe M2)

Zur einfacheren Berechnung wird das Ist-Ergebnis auf 1 gesetzt, wenn der berechnete Wert positiv ist und auf 0 bei einem negativen Ergebnis.

Start-gewichtungen

Lernrate	ω_0	ω_1		ω_2		Soll-Ergebnis	gewichtete Summe	Ist-Ergebnis	ω_{0_neu}	ω_{1_neu}	ω_{2_neu}
	0,1		Eingabe 1		Eingabe 2				-0,9	0,8	0,2
Epoche	1	-0,9	0,8	1	0,2	1	0,10	1	-0,9	0,8	0,2
		-0,9	0,8	0	0,2	1	-0,70	0	-0,8	0,8	0,3
		-0,8	0,8	1	0,3	0	0,00	1	-0,9	0,7	0,3
		-0,9	0,7	0	0,3	0	-0,90	0	-0,9	0,7	0,3

3

1

2

Die angepassten Gewichtungen werden bereits im nächsten Datensatz verwendet.

Das Ist-Ergebnis entspricht dem Soll-Ergebnis. Daher ist keine Anpassung der Gewichtungen nötig.

Das Ist-Ergebnis ist kleiner als das Soll-Ergebnis. Die Gewichtungen werden mithilfe der Deltalernregel angepasst.

Epoche 2

Lernrate	ω_0	ω_1		ω_2		Soll-Ergebnis	gewichtete Summe	Ist-Ergebnis	ω_{0_neu}	ω_{1_neu}	ω_{2_neu}
	0,1		Eingabe 1		Eingabe 2				-0,9	0,8	0,2
Epoche	2	-0,9	0,7	1	0,3	1	0,10	1	-0,9	0,7	0,3
		-0,9	0,7	0	0,3	1	-0,60	0	-0,8	0,7	0,4
		-0,8	0,7	1	0,4	0	-0,10	0	-0,8	0,7	0,4
		-0,8	0,7	0	0,4	0	-0,80	0	-0,8	0,7	0,4

Es liegt nur noch ein Fehler vor.

Epoche 3

Lernrate	ω_0	ω_1		ω_2		Soll-Ergebnis	gewichtete Summe	Ist-Ergebnis	ω_{0_neu}	ω_{1_neu}	ω_{2_neu}	
	0,1		Eingabe 1		Eingabe 2				-0,9	0,8	0,2	
Epoche	3	-0,8	0,7	1	0,4	1	1	0,30	1	-0,8	0,7	0,4
		-0,8	0,7	0	0,4	1	1	-0,40	0	-0,7	0,7	0,5
		-0,7	0,7	1	0,5	0	0	0,00	1	-0,8	0,6	0,5
		-0,8	0,6	0	0,5	0	0	-0,80	0	-0,8	0,6	0,5

Durch die Veränderung der Gewichtungen können auch neue Fehler entstehen. Der Algorithmus endet nach der Epoche, in der kein Fehler festgestellt wurde.

Bearbeiter

Aufgaben

- 1 Vergleichen Sie die Funktion eines Neurons im Gehirn mit der eines künstlichen Neurons (z. B. Perzeptron) (M1).
- 2 Erklären Sie mithilfe der Abbildung in M3, wie ein Perzeptron grundsätzlich lernt (M1, M2, M3).
- 3 Zeigen Sie, dass die Deltalernregel in allen drei Varianten (M4) die Gewichtung in Richtung des gewünschten Ergebnisses anpasst.
- 4 a) Vollziehen Sie die Lernschritte in den unterschiedlichen Epochen in M5 nach (M3, M4, M5).
 b) Setzen Sie den Ablauf in M5 in der Vorlage im nebenstehenden QR-Code um und führen Sie ihn fort, bis in einer Epoche kein Fehler mehr vorliegt. Achten Sie auf die Verwendung von Zellbezügen, Funktionen und bedingter Formatierung.
 c) Ändern Sie die Startgewichtungen sowie die Lernrate und erklären Sie, welche Auswirkungen diese Veränderungen nach sich ziehen.

Perzeptron_Vorlage



Mediencode 82111-22

3.6 Wie arbeitet ein neuronales Netz?

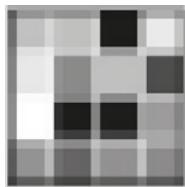
Menschen sind Generalisten. Die menschliche Intelligenz lässt uns flexibel und kreativ die Realität wahrnehmen und darauf reagieren. Die Künstliche Intelligenz dagegen ist hier eher spezialisiert. Manche Dinge kann sie schneller und besser erkennen und auswerten als Menschen. Verlangen Eindrücke aber Kreativität, Abstraktionsfähigkeit oder auch eine Interpretation wird es für eine Maschine schon schwerer. Aber wie können Maschinen derartige Aufgaben in Zukunft besser bewältigen?

M1 Gesichter der Welt

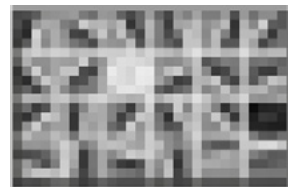


Menschen in einer Fußgängerzone

M2 Gesichtserkennung mit neuronalen Netzen

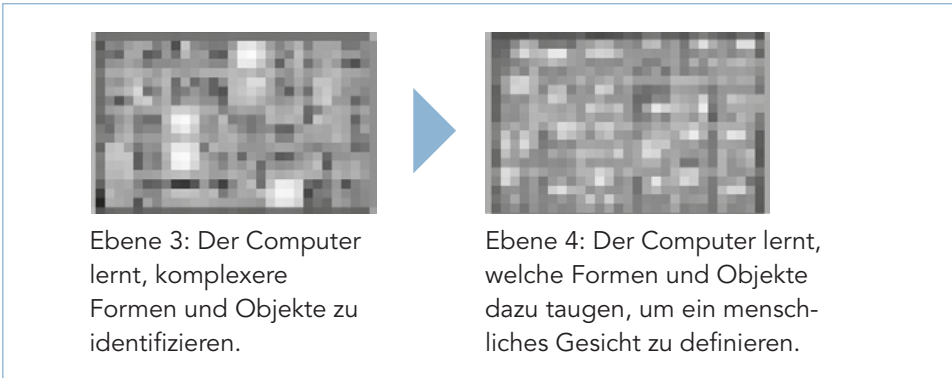


Ebene 1: Der Computer indentifiziert hellere und dunklere Pixel.



Ebene 2: Der Computer lernt, Kanten und einfache Formen zu identifizieren.





Gesichtserkennung mit neuronalen Netzen
 Andrew Ng, Stanford Artificial Intelligence Lab 2014

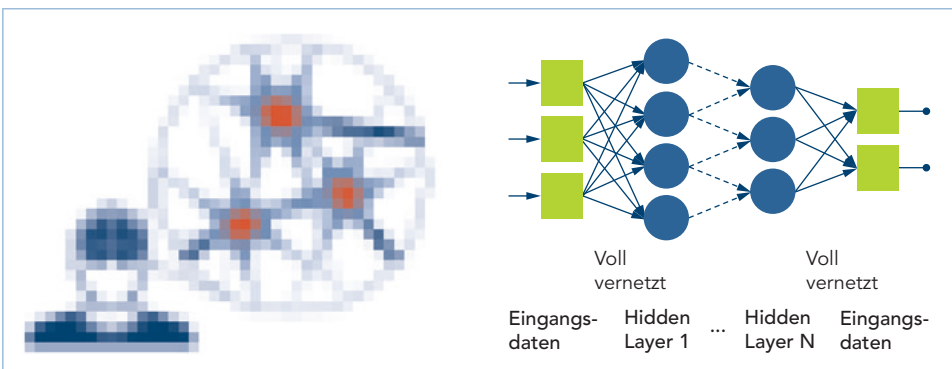
M3 Neuronale Netze als General-Problemlöser

Das menschliche Gehirn ist ein wahres Wunderwerk der Natur. Es ist die Steuerzentrale unseres Körpers und verfügt über rund 100 Milliarden Gehirnzellen, die durch Synapsen miteinander verbunden sind. Diese Kontaktstellen spielen eine wichtige Rolle bei der Aufnahme, Bewertung und Verarbeitung von Informationen. Künstliche neuronale Netze sind diesem Prinzip nachempfunden und ein wichtiger Forschungsgegenstand der Neuroinformatik sowie Teilgebiet der Künstlichen Intelligenz. Entsprechende Netze sind in der Lage, verschiedenste Problemstellungen computerbasiert zu lösen sowie komplexe Zusammenhänge zu erlernen. Die Voraussetzung: Sie müssen trainiert werden. [...] Bevor ein künst-

liches neuronales Netz für die vorgesehenen Problemstellungen oder Aufgaben eingesetzt werden kann, muss es zunächst trainiert werden. Anhand des vorgegebenen Lernmaterials und der Lernregeln gewichtet das Netz die Verbindungen der Neuronen, bis es die Trainingsdaten bestmöglich erklärt und damit eine auf den entsprechenden Anwendungsfall ausgerichtete Intelligenz entwickelt hat. [...] Die Kunst liegt allerdings darin, das Training zur richtigen Zeit abzubrechen, damit das künstliche neuronale Netz nur die echten Strukturen und nicht das Rauschverhalten mitlernt.

Steinger, Theo: *Maschinelles Lernen – vom Gehirn inspiriert*. In: www.computerwoche.at, 27.01.2023

Im Rahmen der neuronalen Netze versteht man unter Rauschen eine Abweichung einzelner Daten vom erwartbaren Wert. Zu viele dieser Daten in den Trainingsdaten können daher einen negativen Einfluss auf das Training des neuronalen Netzes haben.



Künstliche Nachbildung des Gehirns
 ©Bertrandt

M4 Zukunftsmusik?

Neuronales Netz erkennt Emotionen in Fotos

Forscher von Samsung AI und dem Imperial College London haben ein System zur Erkennung des emotionalen Status eines menschlichen Gesichts auf einem Foto entwickelt. Ein selbstlernendes neuronales Netzwerk erkennt auch subtile Charakteristiken von positiven und negativen Emotionen in Echtzeit.

IT Verlag für Informationstechnik: Neuronales Netz erkennt Emotionen in Fotos. In: www.it-daily.net, 29.01.2021

KI-Doktor: Neuronale Netze lernen von Röntgenbildern

Ein Wissenschaftlerteam hat eine KI geschaffen, die anhand von Röntgenaufnahmen die ethnische Abstammung eines Menschen erkennt. Ärzte können das nicht.

Grävemeyer, Arne: KI-Doktor: Neuronale Netze lernen von Röntgenbildern. In: www.heise.de, 23.09.2021

Neuronales Netz katalogisiert 27 Millionen Galaxien

Eine KI hat den riesigen Katalog einer Himmelsdurchmusterung durchforstet und Dutzende Millionen Galaxien richtig klassifiziert.

Holland, Martin: Antronomie: Neuronales Netz katalogisiert 27 Millionen Galaxien. In: www.heise.de, 14.04.2021

Vollendung der 10. Sinfonie: "Wo hört Beethoven auf? Wo fängt KI an?"

[...] Das neuronale Netz [...] [ist] im Stil der damaligen Zeit und mit den vorangegangenen Sinfonien von Beethoven trainiert worden.

Laukat, Andreas: „Wo hört Beethoven auf? Wo fängt KI an?“ In: www.n-tv.de, 09.10.2021

Aufgaben

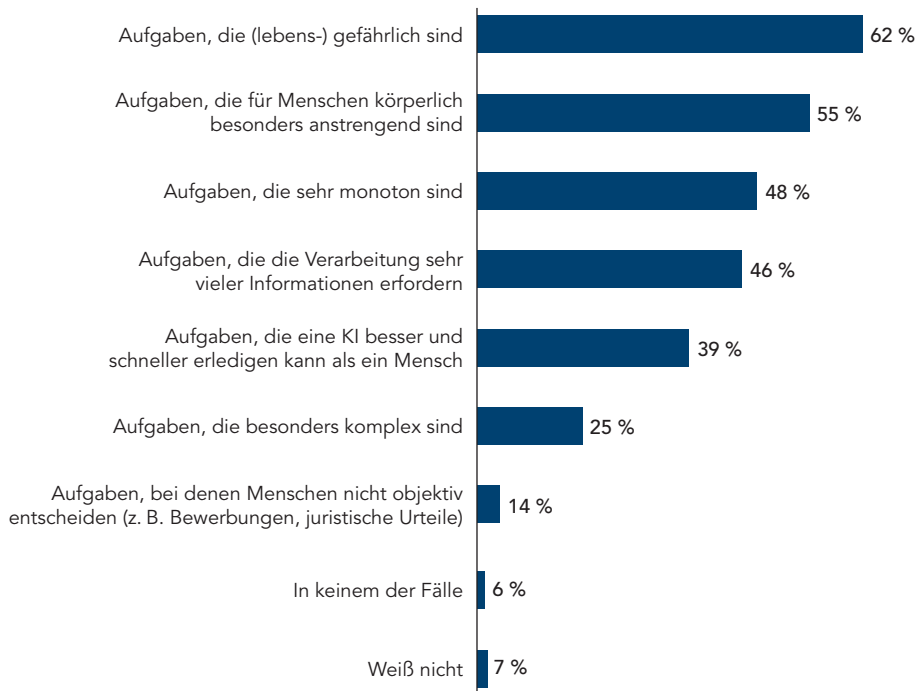
- 1 Finden sie alle Gesichter in M1. Erklären Sie warum Gesichtserkennung für einen Computer eine komplexe Problemstellung darstellt.
- 2 Vollziehen Sie das Vorgehen bei der Gesichtserkennung eines Computersystems mit neuronalem Netz nach (M2).
- 3 Stellen Sie dar, wie Computersysteme mit künstlicher neuronaler Netze zur Lösung verschiedenster Probleme herangezogen werden können (M3, M4). Zeigen Sie daran die Notwendigkeit guter Trainingsdaten.
- 4 Finden Sie mithilfe einer Internetrecherche weitere Anwendungsgebiete für Deep Learning (M4). Grenzen Sie diese von anderen Bereichen des maschinellen Lernens ab.
- 5 Beurteilen Sie die aktuellen Entwicklungen im Bereich der neuronalen Netzwerke (M4) aus unterschiedlichen Perspektiven. Recherchieren Sie dazu auch den aktuellen Stand der Technik.

3.7 Wo und wie sollte man KI jetzt und in Zukunft einsetzen?

Die Einsatzmöglichkeiten von KI sind bereits jetzt vielfältig und werden sich in Zukunft auf immer neue Anwendungsgebiete ausweiten, die unser Leben direkt beeinflussen. Als Gesellschaft sollte man sich vor diesem Hintergrund jedoch bestimmte Fragen stellen: Braucht es für gewisse Einsatzgebiete womöglich bestimmte Rahmenbedingungen? Oder sollte man den Einsatz von KI in manchen Situationen vielleicht sogar gänzlich verbieten?

M1 KI oder Mensch?

Bei welchen Aufgaben kann es Ihrer Meinung nach sinnvoller sein, eine Künstliche Intelligenz anstelle eines Menschen einzusetzen?



1.000 Befragte (16-75 Jahre) aus dem Ipsos-Online-Panel, Deutschland, Juli 2019

Nach: Statista 2023, Ipsos Online-Umfrage 2019

Winter, Johannes: Künstliche Intelligenz verantwortungsvoll entwickeln und einsetzen. Zur Bedeutung ethischer Leitlinien für Unternehmen. In: Altenburger/Schmidpeter (Hrsg.): CSR und Künstliche Intelligenz. Management-Reihe Corporate Social Responsibility. Springer Gabler, Berlin, Heidelberg 2021

M2 Künstliche Intelligenz verantwortungsvoll entwickeln und einsetzen

Künstliche Intelligenz (KI) ist einer der großen Technologietrends im digitalen Zeitalter und ist zugleich Gegenstand einer breiten gesellschaftlichen Debatte zu den Chancen und Herausforderungen des technologischen Wandels. KI ist zu- recht allgegenwärtig, denn KI-basierte Anwendungen bieten große Potenziale für die Arbeits- und Lebenswelt: Intelligente Assistenzsysteme für Haushalt und Pflege ermöglichen ein längeres Leben in heimischer Umgebung, autonome

ÖPNV-Shuttles tragen zur Mobilität und gesellschaftlichen Teilhabe älterer und eingeschränkter Menschen bei und daten- und KI-basierte Prognosemodelle reduzieren Stillstände in der Produktion oder im Bahnverkehr. Zugleich verändert sich das Verhältnis von Mensch und Maschine durch den Einsatz von KI-Systemen grundlegend – und muss im Sinne einer vertrauenswürdigen KI für die Menschen aktiv gestaltet werden.

M3 Ethik-Label für KI-Systeme

In Kooperation mit der gemeinnützigen Normierungsorganisation VDE hat die Bertelsmann Stiftung [...] die interdisziplinäre AI Ethics Impact Group ins Leben gerufen. Ihr gemeinsam entwickeltes Arbeitspapier „AI Ethics: From Principles to Practice - An interdisciplinary framework to operationalise AI ethics“ [...] erklärt, wie KI-Ethikprinzipien europaweit operationalisiert und in die Praxis überführt werden können. [...] Zentrales Ele-

ment des Papiers ist der Vorschlag eines Ethik-Labels für KI-Systeme. [...] Als mögliche Bestandteile des KI-Ethiklabels schlägt das Papier, basierend auf einer Metanalyse von über 100 KI-Ethikrichtlinien, die Werte Transparenz (transparency), Verantwortlichkeit (accountability), Schutz der Privatsphäre (privacy), Gerechtigkeit (justice), Verlässlichkeit (reliability) und Nachhaltigkeit (environmental sustainability) vor.

Bertelsmann Stiftung:
From principles to practice:
Wie wir KI-Ethik messbar machen können. In: www.bertelsmann-stiftung.de, 02.04.2020

Aufgaben

- 1 Sammeln Sie Beispiele für konkrete Einsatzmöglichkeiten von KI mit Blick auf die Kategorien von M1.
- 2 Begründen Sie, warum die sechs Kategorien des KI-Ethik-Labels (M3) zur Gestaltung von vertrauenswürdigen KI-Systemen (M2) beitragen können.
- 3 Beurteilen Sie, inwieweit die von Ihnen in Aufgabe 1 genannten Beispiele den Kriterien eines vertrauenswürdigen KI-Systems entsprechen (M2, M3).
- 4 Auf den folgenden Seiten finden Sie – jeweils auf einer Doppelseite – einen Themenschwerpunkt. Teilen Sie sich in Gruppen ein und bearbeiten Sie jeweils eine Doppelseite mit einer Gruppe. Alternativ können Sie sich auch selbst ein eigenes Thema wählen, dazu recherchieren und die gleichen Aufgaben wie auf den Doppelseiten bearbeiten. Im Anschluss stellen Sie sich die Ergebnisse vor und moderieren eine Diskussion zum jeweiligen Thema. Folgende Themen stehen zur Auswahl:
Autonome Waffen (S. 155 f.), Emotionale Bindung (S. 157 f.), Gesichtserkennung (S. 159 f.), Pflege und Medizin (S. 161 f.)

Themenfeld „Autonome Waffen“

M1 Autonome Waffensysteme

Robotische Waffensysteme, die ohne menschliches Zutun Ziele auswählen und bekämpfen können, waren vor nicht allzu langer Zeit ausschließlich in der Domäne der Science-Fiction beheimatet. Die enormen technologischen Fortschritte, die in den letzten Jahren in den Bereichen der Robotik und der künstlichen Intelligenz (KI) erzielt wurden, haben diese Vorstellung autonom agierender Waffen nun an die Schwelle zur konkreten Umsetzung gerückt. Automatisierung und Autonomie werden bereits heute für eine breite Palette an Funktionen bei Waffensystemen genutzt. Dazu gehören die Suche und Identifizierung potenzieller Ziele mithilfe von Sensordaten, die Zielverfolgung, Priorisierung

und Bestimmung des Zeitpunkts für den Angriff auf diese Ziele sowie die Steuerung für den Zielflug (z. B. einer Rakete oder eines Marschflugkörpers). Bislang erfolgen jedoch die Zielauswahl, die Angriffentscheidung und schließlich die Freigabe des Waffeneinsatzes durch einen menschlichen Kommandeur bzw. Operator.

Ein autonomes Waffensystem (AWS) wäre in der Lage, alle diese Schritte selbstständig und ohne menschliche bzw. mit nur minimaler menschlicher Mitwirkung durchzuführen.

Grünwald/Kehl: Autonome Waffensysteme. Endbericht zum TA-Projekt. Büro für Technikfolgen-Abschätzung beim Deutschen Bundestag (TAB), Arbeitsbericht Nr. 127, Oktober 2020, S. 9

M2 Drohnenschwärme für die Kriegsführung der Zukunft – Projekt Perdix

Drone swarms for future warfare

103 miniature drones were tested in October by the US Pentagon for autonomous coordinated flight

Flight stages



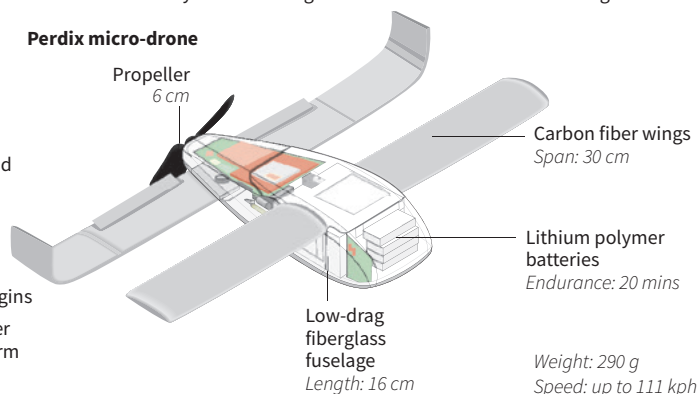
- 1 Released from adapted tube on a fighter jet
- 2 Slowed down by parachute
- 3 Wings unfold, autonomous flight begins
- 4 Coordinates with other drones to fly as a swarm



- ▶ Collective decision making
- ▶ Adaptive formation
- ▶ Self adjusting to changes

Capable of low-altitude reconnaissance

Perdix micro-drone



- Made with commercially available components
- 3D printed parts
- Not designed for recovery after missions

Source : beaverworks.ll.mit.edu/defencenews.com/defense-update.com

© AFP

M3 Internationale Gemeinschaft scheitert mit Ächtung von Killerrobotern



Unbemanntes Bodenfahrzeug Modular Advanced Armed Robotic System (MAARS)

Dutzende Länder wollen ein Verbot autonomer Waffen. Dabei geht es um Systeme wie Raketen oder Drohnen, die nicht entscheidend von menschlicher Hand
 5 gesteuert werden und mithilfe Künstlicher Intelligenz lernen, ihre Ziele selbst ins Visier zu nehmen und zu attackieren. Länder mit großen Waffenherstellern sind gegen Schranken, darunter Russland, die USA und Israel. Die neue Bundesregierung strebt laut Koalitionsvertrag die verbindliche internationale
 10 Ächtung solcher Waffen an. Auch UN-Generalsekretär António Guterres und das Rote Kreuz wollen nicht länger warten. [...] Ein Weg wäre, die bestehende

UN-Konvention über bestimmte konventionelle Waffen (CCW) zu erneuern, die 125 Staaten weltweit unterzeichnet haben. Sie schränkt den Einsatz von Sprengfallen oder Laserwaffen ein. Wichtige Militärmächte wie Russland und die USA sind aber laut Experten nicht an einer rechtlich bindenden Beschränkung interessiert. Zudem ist unklar, was genau
 20 beschränkt werden soll, da Künstliche Intelligenz sowohl im militärischen wie auch im zivilen Bereich zum Einsatz kommt. [...] Militärkenner gehen davon aus, dass noch immer Menschen die finale Entscheidung über den Einsatz von Waffen treffen – auch wenn es bereits teilautonome Waffen wie beispielsweise Drohnen gibt.

Die Befürworter einer Beschränkung autonomer Waffensysteme wollen dennoch keine Zeit verlieren. Die schweizerische Delegation etwa erklärte nach der Konferenz, auch im Namen Deutschlands, es bestünde die Gefahr, „dass der technologische Fortschritt die Diskussionen überholt“. Der Einsatz autonomer Waffen sei nicht mit internationalem Menschenrecht vereinbar.

Zeit Online: Internationale Gemeinschaft scheitert mit Ächtung von Killerrobotern. In: www.zeit.de, 18.12.2021

Aufgaben

- 1 Nehmen Sie zur Produktion und zum Einsatz autonomer Waffen aus verschiedenen Perspektiven Stellung (M1–M3). Recherchieren Sie dazu auch weitere Informationen sowie den aktuellen Sachstand im Internet. Gehen Sie dabei auf wirtschaftliche, rechtliche und ethische Aspekte ein.
- 2 Präsentieren Sie Ihr Thema der Klasse und moderieren Sie mithilfe der Ergebnisse aus Aufgabe 1 eine Diskussion zum Thema.

Themenfeld „Emotionale Bindung“

M1 Digitale Unsterblichkeit

Nachdem ihre Tochter an einer Krebserkrankung starb, bekommt eine Frau die Möglichkeit, sie ein letztes Mal zu treffen, anzufassen und sich sogar mit ihr zu unterhalten – alles mithilfe von Virtual Reality. Was schon fast nach einer Szene aus [einem Science-Fiction-Film] [...], ist in Süd-Korea im vergangenen Jahr zur Realität geworden. Auch in anderen Ländern werden vermehrt Angebote für diese spezielle Art der Trauerbewältigung entwickelt. Diese sind zwar äußerst kostspielig und somit bisher nur wenigen Leuten zugänglich, eine Zukunftsvision ist das Konzept jedoch nicht mehr. Das Angebot wirft jedoch viele ethische Fragen auf: Wann lebt jemand tatsächlich weiter? Wer entscheidet, was mit den Daten passiert? Und gelten in diesem Fall Menschenrechte oder Datenrechte? [...]

Fast jeder von uns hinterlässt heutzutage Daten im Internet, die, auch wenn wir nicht mehr leben, weiterexistieren. Wenn diese Daten nun gesammelt werden, kann man einer künstlichen Intelligenz mittlerweile antrainieren, sich wie die Person zu verhalten, zu der die Daten gehörten. Beispielsweise in Form eines Chatbots: „Das ist, als würde man bei [...] [Messenger-Diensten] einfach weiter-



Mithilfe von Virtual Reality kommuniziert eine Frau mit einem Avatar, der ihrer verstorbenen Tochter nachempfunden ist

schreiben mit jemanden, der aber schon verstorben ist. Und diese Person bzw. der Chatbot reagiert so, wie der Verstorbene reagiert hätte. Das ist mittlerweile täuschend echt möglich.“ [...]

Einen Plan, wie man die Angebote zur digitalen Unsterblichkeit in Zukunft regulieren will, gibt es bisher nicht.

Langhof, Kristina: *Digitale Unsterblichkeit: Hochaktuell oder Zukunftsvision?* In: www.fh-kiel.de, 08.03.2021

M2 KI als Beziehungsmodell der Zukunft?

Die wachsende Bedeutung Künstlicher Intelligenz im Hinblick auf Beziehungen und Sex hat sich durch die derzeitige globale Entwicklung beschleunigt. Während auf Algorithmen basierte Dating-Plattformen und Chatbots bereits seit längerem Alltag sind, ist es denkbar, dass Virtual Reality, KI und Robotik zukünftig ihren Platz im Liebesleben auf der ganzen Welt erobern. Die Tatsache, dass Menschen ein Beziehungsleben auch mit Nicht-Hu-

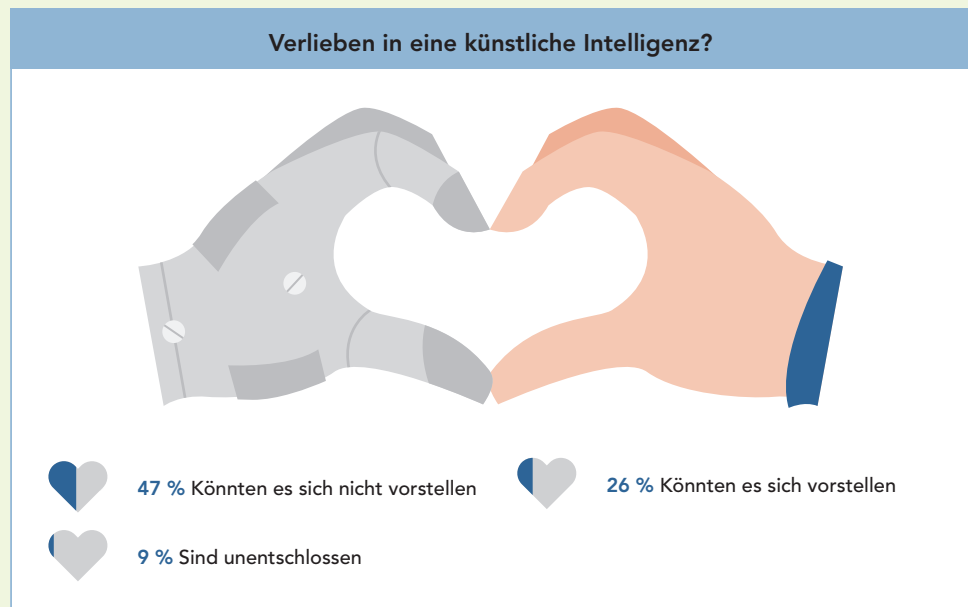
manoiden in Betracht ziehen, könnte ein Zeichen dafür sein, dass wir an der Schwelle zu einer neuen Entwicklung hinsichtlich andersartiger Beziehungsformen stehen. [...] „Da KI-Beziehungen bisher noch eine gesellschaftliche Randerscheinung sind, existieren über dieses Thema nur wenige Studien“, kommentiert [...] [die Pressesprecherin eines bekannten IT-Security-Anbieters]. „[...] [Unser Unternehmen] ist der Auffassung,

25 dass sich dies ändern muss und möchte einen Dialog über die potenziellen kulturellen Auswirkungen einer solch neuen Form von Beziehung anstoßen. Das Thema mag zwar moralische Fragen aufwer-

fen, aber sind KI und Roboter vielleicht die Zukunft von Liebe und Sex?"

Roesner, Michael: *Schon einmal in eine Künstliche Intelligenz verliebt?* In: www.kaspersky.de, 11.02.2021

M3 Schon einmal in eine Künstliche Intelligenz verliebt?



Nach: Kaspersky 2021

Aufgaben

- 1 Nehmen Sie zum Einsatz von KI im zwischenmenschlichen, emotionalen Bereich aus verschiedenen Perspektiven Stellung (M1–M3). Recherchieren Sie dazu auch weitere Informationen sowie den aktuellen Sachstand im Internet. Gehen Sie dabei auf wirtschaftliche, rechtliche und ethische Aspekte ein.
- 2 Präsentieren Sie Ihr Thema der Klasse und moderieren Sie mithilfe der Ergebnisse aus Aufgabe 1 eine Diskussion zum Thema.

Themenfeld „Gesichtserkennung“

M1 Überwachungsstaat oder Zukunftslabor?

China baut ein gigantisches digitales Überwachungssystem auf. Dabei entsteht auf den ersten Blick kein Terrorregime, sondern eine „schöne neue Welt“, in der sich die Bürger*innen Annehmlichkeiten, Vergnügungen, Konsum und damit fast unmerklich auch der totalen Kontrolle hingeben. [...] Denn beim Staat laufen gigantische Datenmengen zusammen. Im sogenannten „Gehirn“ von Schanghai etwa haben die Behörden alles im Blick. Rund eine Million Kameras beobachten in dieser Schaltzentrale die Bürger*innen Schanghais rund um die Uhr. Auf riesigen Bildschirmen werden sie ohne Unterbrechung von der Polizei kontrolliert. Wem fallen am Steuer die Augen zu? Wer wirft seinen Müll neben den Eimer oder hält sich nicht an Corona-Auflagen? „Den Menschen hier soll es gut gehen und sie sollen merken, dass die Stadt sehr sicher ist,“ meint Sheng Dandan, die das „Gehirn“ von Schanghai mitkonzipiert hat.

Laut Umfragen sehen die meisten Chinesen die digitale Durchdringung fast aller Lebensbereiche positiv. Sie sehen die Vorteile, wo Risiken befürchtet werden: Wenn Algorithmen jede*n Bürger*in an seinem Gesicht, seiner Sprache und sogar an seinem Gang erkennen können, haben Raser und Rüpkel, Betrüger und Verbrecher keine Chance. [...]

In den Augen vieler Chinesen hat auch der Umgang mit der Corona-Pandemie gezeigt, dass China mit seiner Überwachung sogar das Virus besiegen konnte, unter anderem dank effizienter Corona-Apps. Datenschutz erscheint da zweitrangig. Außerdem ist es bequem, wenn man alles mit dem Smartphone erledigen kann. Doch diese Daten werden gesammelt und unaufhörlich mit den chinesischen Behörden geteilt. Schon das Früh-



Gesichtserkennungstechnologie

stück bestellen in den Megastädten viele per Mausclick, seit Corona wird auch die Körpertemperatur des Fahrers mitgeteilt. Bezahlt wird natürlich per Handy. In der gleichen App lässt sich auch die Rechnung für Strom und Heizung begleichen. Wer mitmacht und sich an alle Regeln hält, bekommt online zudem Pluspunkte dank des Sozialbewertungssystems.

Die Bequemlichkeit schafft Akzeptanz. Das macht Big Data so attraktiv, nicht nur in China. Manche Anwendungen werden auch bei uns heiß begehrt sein. Wenn Kriminalität sinkt oder der Verkehr fließt, liegen Gut und Böse oft gefährlich nahe beieinander. Der Nutzen ist hoch, doch woher kommen die dafür benötigten Daten? Wem gehören sie? Wer darf sie benutzen?

China hat schon lange begonnen, sein Know-how zu exportieren. Hardware wie Software. Und damit auch einen Teil seiner Vision vom gläsernen Untertan. Wie soll die westliche Welt damit umgehen? Kooperieren, gegen die eigenen Wertvorstellungen? Oder abstinent bleiben und in Kauf nehmen, dass andere die Standards definieren?

Satra/Anthony/Eckert/Boelinger: *Weltreisen: China – Überwachungsstaat oder Zukunftslabor?* In: www.ndr.de, Abruf am 21.03.2023

M2 Gesichtserkennung: Künstliche Intelligenz kann Ethnien besser unterscheiden als der Mensch

Unbehagen in der Öffentlichkeit löst aber
 10 nicht nur das Gespenst einer allumfassenden staatlichen Überwachung aus. Das menschliche Gesicht birgt neben der Identität eines Menschen schließlich noch viele weitere wichtige Informationen,
 15 die mehr und mehr Begehrlichkeiten wecken. Noch vergleichsweise an der Oberfläche kratzt dabei die Software „Adpack“ der Berliner Firma Indoor Advertising (IDA), die bereits in einzelnen
 20 deutschen Supermärkten getestet wurde. Sie scannt das Geschlecht und das Alter der Kunden per Kamera und zeigt anschließend passende Werbung. Die Bilder wurden nach der Erfassung sofort
 25 gelöscht.

Schon etwas tiefer geht der Versuch, anhand des Gesichts automatisch die ethnische Zugehörigkeit von Menschen zu bestimmen. Das amerikanische KI-Unternehmen Kairos etwa hat eine Software
 30 entwickelt, die die ethnische Herkunft einer Person aus Porträtfotos ermitteln kann. Das Ergebnis, das die Software ausspuckt, lautet dann beispielsweise:
 35 „50 Prozent afroamerikanisch, 20 Prozent asiatisch, 30 Prozent hispanisch.“ Das Unternehmen wirbt damit, dass Make-up-Hersteller auf diesem Weg Produktempfehlungen auf den Hauttyp ihrer
 40 Kunden abstimmen könnten. [...]

Unabhängige Forschungsarbeiten bele-

gen, dass Algorithmen die Ethnie anhand des Gesichts teilweise schon jetzt besser erkennen können als Menschen. „Die Genauigkeit bei der Unterscheidung von Chinesen, Japanern und Koreanern liegt bei etwa 75 Prozent.“ [...] Sie fällt damit fast doppelt so gut aus wie beim Menschen. Und die Genauigkeit, mit der man Personen aus Russland, Italien, Deutschland, Spanien und Frankreich unterscheiden könne, liege bei etwa 50 Prozent. Noch unheimlicher wird die Überwachung, wenn das Gesicht als Fenster zur Seele des Konsumenten dienen soll. Daran arbeitet man nicht nur im fernen Silicon Valley, sondern auch in Deutschland. Das Fraunhofer-Institut für Integrierte Schaltungen (IIS) hat ein System namens „Shore“ entwickelt: „Es
 60 kann sowohl im Einzelhandel als auch für digitale Werbeflächen eingesetzt werden und analysiert in Echtzeit das Kaufverhalten Ihrer Kunden“, heißt es vollmundig in einer Broschüre. Dazu wertet die Software von einer Kamera aufgenommene
 65 Bilder und Videos von Kunden nicht nur nach Geschlecht und Alter aus. Auch die Emotionen kann sie angeblich erfassen. [...]

Wolf, Christian: Künstliche Intelligenz kann Ethnien besser unterscheiden als der Mensch. In: www.welt.de, 21.10.2020

Aufgaben

- 1 Nehmen Sie zum Einsatz von Gesichtserkennungssoftware aus verschiedenen Perspektiven Stellung (M1, M2). Recherchieren Sie dazu auch weitere Informationen sowie den aktuellen Sachstand im Internet. Gehen Sie dabei auf wirtschaftliche, rechtliche und ethische Aspekte ein.
- 2 Präsentieren Sie Ihr Thema der Klasse und moderieren Sie mithilfe der Ergebnisse aus Aufgabe 1 eine Diskussion zum Thema.

Themenfeld „Pflege und Medizin“

M1 Was KI in der Pflege bringt

Künstliche Intelligenz (KI) kann in der Pflege viel Gutes tun, wird aber nach Expertenansicht noch zu wenig eingesetzt. „Wir müssen KI in der Pflege mehr erforschen, denn wir haben immer mehr Pflegebedürftige und immer weniger Pflegekräfte“, sagte der Pflegedirektor der Berufsgenossenschaftlichen Unfallklinik Frankfurt, Johannes Hofmann, der Deutschen Presse-Agentur. KI-Systeme könnten Pflegende unterstützen und sie dadurch länger im Beruf halten.

[...] Als Prototypen seien einige vielversprechende Produkte auf dem Markt, sagte Hofmann – zum Beispiel eine Matratze, die überwacht, dass der Patient sich nicht wund liegt oder ein Exoskelett, das bei Bewegungsübungen hilft. Gut einsetzbar seien auch Roboterarme, die Pflegekräfte beim Lagern von Patienten unterstützen. Hauptvorteil von KI-Anwendungen in der Pflege sei, „dass sie 365 Tage 24 Stunden laufen“, sagte Hofmann. Allerdings gebe es auch Grenzen: Die strengen Datenschutz-Vorgaben in



Deutschland seien ein Hemmschuh. Außerdem kosten zum Beispiel Roboter viel Geld, und das sei gerade in der Pflege knapp. Der wichtigste Nachteil aber sei, „dass ein Computer keine soziale Kompetenz hat – und die ist in der Pflege enorm wichtig.“

Frankfurter Allgemeine: Was KI in der Pflege bringt. In: www.faz.net, 18.09.2021

Ein Pflegeroboter könnte in Zukunft nicht nur Pflegebedürftigen im Alltag helfen, sondern diesen auch Gesellschaft leisten.

M2 Studie: KI entschied häufiger richtig als ein Mensch

Die Reliabilität, also die Genauigkeit und Zuverlässigkeit, ist bei der Diagnose entscheidend. Beispiel Hautkrebs: Wird ein Melanom bei einer ärztlichen Untersuchung nicht als solches erkannt, sondern für ein harmloses Muttermal gehalten, kann das fatale Folgen haben. Das kommt in der Praxis immer wieder vor. Studien zufolge gelangen zwei Pathologen bei der Entscheidung, ob es sich bei einer Hautverfärbung um ein gutartiges Muttermal oder ein bösartiges Melanom handelt, in 26 Prozent der Fälle zu unterschiedlichen Ergebnissen. Kann ein Computerprogramm helfen, die Diagnosegenauigkeit zu erhöhen? Eine Studie des Nationalen

Centrums für Tumorerkrankungen (NTC) in Heidelberg legt diesen Schluss nahe. Die Forschenden fütterten eine KI mit 595 Bildausschnitten von Muttermalen und Melanomen. Anschließend sollte das Programm bei 100 unbekannten Proben entscheiden, worum es sich handelt. In einigen Fällen irrte sich die Künstliche Intelligenz ebenso oft wie die Menschen. Doch insgesamt traf der Computer mehr richtige Entscheidungen als die Pathologen – und das mit einer enormen Geschwindigkeit: Weniger als eine Sekunde brauchte das System für sein Ergebnis. [...] „Ein [...] Bild [...] besteht aus Hunderttausenden oder Millionen von Pixeln. Und

jeder Pixel liefert eine Information. Das heißt, die Datendichte ist bei Bildern besonders hoch.“[, so die Leiterin des Institute of Machine Learning in Biomedical Imaging (IML), Prof. Dr. Julia Schnabel.] Sprich: Schon wenige Bilder können die KI intelligenter machen. Am Beispiel von Hautkrebs: Das Programm vergleicht auf

Bildern bestimmte Muster und Farbabweichungen auf Pixelebene miteinander und lernt, diese zu deuten. Je mehr Bilder die KI zum Vergleichen hat, desto schneller entwickelt sie sich und desto sicherer wird sie.

Frankfurter Allgemeine: Was KI in der Pflege bringt. In: www.faz.net, 18.09.2021

M3 Vertrauen in die Künstliche Intelligenz

Der Einsatz von Künstlicher Intelligenz in der Medizin bietet Chancen für präzisere Diagnosen und die Entlastung von Routinetätigkeiten. Doch welches Verständnis der Technologie benötigen Medizinerinnen und Mediziner, um das „richtige“ Maß an Vertrauen in solche Systeme zu entwickeln? Gibt es ethisch relevante Rückwirkungen durch den Einsatz von KI in der Beziehung zwischen Arzt und Patienten? [...] „Grundvoraussetzung ist, dass die menschlichen Experten dem KI-System vertrauen können müssen. Allerdings kann dies auch dazu führen, dass der Arzt oder die Ärztin die Entscheidung der KI nicht mehr kritisch überprüft“, sagt Prof. Dr. Marc Aubreville. Denn auch solche Systeme, die im medizinischen Bereich bereits zum Einsatz kommen, sind nicht unfehlbar. Deshalb sind in den Abläufen nach wie vor Menschen als letzte Entscheidungsinstanz vorgesehen.

Doch genügt dies, um eine seriöse Verantwortlichkeit in der Interaktion von Mensch und Maschine festzulegen? „Der

einfache Ansatz, einen Menschen in die Abläufe zu integrieren, um fehlgeleitete Entscheidungen zu korrigieren, ist zu naiv“, erklärt Prof. Dr. Alexis Fritz. Denn so wie sich Menschen weniger verantwortlich fühlten, wenn sie gemeinsame Entscheidungen mit anderen Menschen treffen, zeigten Studien, dass dies auch gelte, wenn menschliche Entscheider von einem Empfehlungssystem beraten worden seien. Prof. Dr. Matthias Uhl fasst die Ergebnisse seiner eigenen empirischen Studien wie folgt zusammen. „In verschiedenen moralisch relevanten Entscheidungskontexten sehen wir, dass Menschen sogar dann noch den Empfehlungen einer KI folgen, wenn wir ihnen gute Gründe dafür geben an den Empfehlungen des Systems zu zweifeln, beispielsweise an der Qualität der Trainingsdaten.“

Informationsdienst Wissenschaft: Vertrauen in die Künstliche Intelligenz. In: www.nachrichten.idw-online.de, 23.12.2021

Aufgaben

- 1 Nehmen Sie zum Einsatz von KI in Medizin und Pflege aus verschiedenen Perspektiven Stellung (M1–M3). Recherchieren Sie dazu auch weitere Informationen sowie den aktuellen Sachstand im Internet. Gehen Sie dabei auf wirtschaftliche, rechtliche und ethische Aspekte ein.
- 2 Präsentieren Sie Ihr Thema der Klasse und moderieren Sie mithilfe der Ergebnisse aus Aufgabe 1 eine Diskussion zum Thema.

Fachwissen im Zusammenhang – Lernbereich 3

Ansätze zur Definition von KI

↳ Kapitel 3.2

Bislang gibt es keine einheitliche Definition des Begriffs „Künstliche Intelligenz“. Seit der Begriff „Artificial Intelligence“ 1955 das erste Mal von John McCarthy in einem Förderantrag für das Forschungsprojekt „Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence“ verwendet wurde (dieses 1956 stattgefundenen Projekt gilt im Übrigen als Geburtsstunde der Künstlichen Intelligenz als Fachgebiet), versuchten sich viele Wissenschaftler an einer allgemeingültigen Definition. Die meisten der Definitionen sind dabei aber relativ offen und eher schwammig gehalten, da bereits der Begriff der „menschlichen Intelligenz“ Probleme mit einer allgemeingültigen Definition verursacht. Für die Arbeit mit diesem Buch kann die Definition des europäischen Parlaments (2020) verwendet werden:

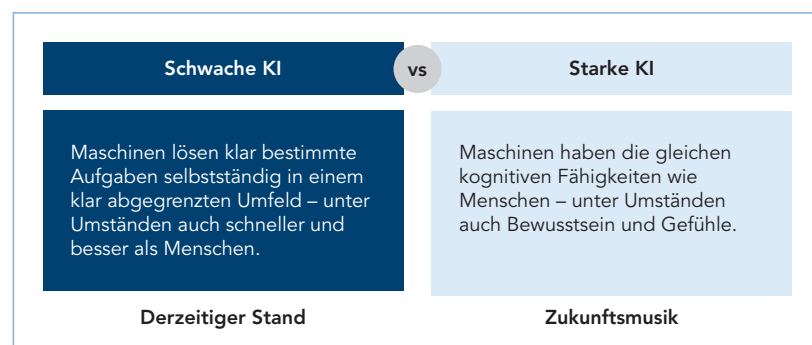
„Künstliche Intelligenz ist die Fähigkeit einer Maschine, menschliche Fähigkeiten wie logisches Denken, Lernen, Planen und Kreativität zu imitieren.“

In dieser Definition wird deutlich, dass Maschinen-Intelligenz nicht mit menschlicher Intelligenz auf eine Stufe gesetzt werden kann – Maschinen „imitieren“ menschliche Intelligenz und wirken bzw. sind dadurch selbst intelligent. Davon abzugrenzen ist aber das eigentliche Menschsein, die menschliche Würde an sich, die offensichtlich mehr ist als „reine“ Intelligenz – (Selbst-)Bewusstsein ist eine originär menschliche Eigenschaft, die durch einen Algorithmus bislang nicht abgebildet werden kann.

*Europäisches Parlament: Was ist künstliche Intelligenz und wie wird sie genutzt?
In: www.europarl.europa.eu, 29.03.2021, Bearbeiter*

Starke vs. schwache KI

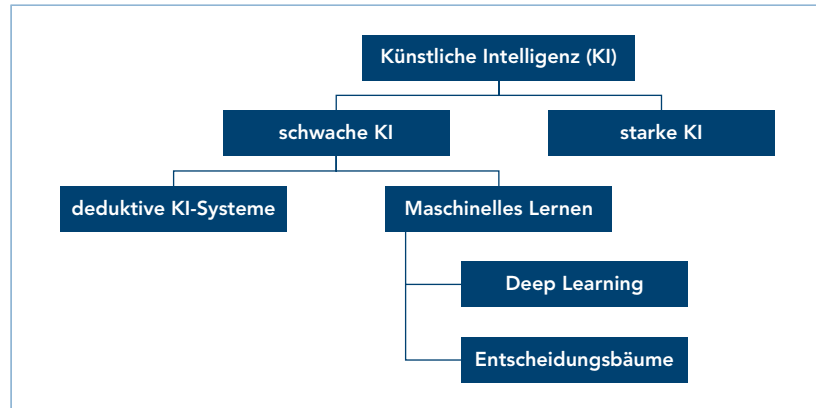
↳ Kapitel 3.1



Grundideen von Verfahren der künstlichen Intelligenz

➔ Kapitel 3.1

Künstliche Intelligenz als ein Teilgebiet der Informatik und befasst sich mit der Erforschung, Technik und Herstellung intelligenter Maschinen. Im Laufe der Zeit entwickelten sich hier verschiedenen Grundideen, um Maschinen „intelligent“ zu machen.



Deduktive KI

➔ Kapitel 3.4

Deduktive KI-Systeme sind ein Teilgebiet der KI. Hier zieht das System logische Schlussfolgerungen aus bekannten Regeln und Wissen, die vorher in das System eingegeben werden. Zu nennen sind hier z. B. sogenannte Expertensysteme, die aus einer eingegebenen Wissensbasis und logischen „Wenn-dann-Regeln“ Handlungsempfehlungen logisch ableitet.

Maschinelles Lernen

➔ Kapitel 3.3

Maschinelles Lernen ist ebenfalls nur ein Teilgebiet der KI und darf nicht als Synonym für Künstliche Intelligenz verwendet werden. Im Gegensatz zu deduktiven KI-Systemen arbeiten die Maschinen hier ohne vorprogrammierte Regeln, sondern entwickeln diese aus den empfangenen Daten selbstständig. Sie arbeiten also induktiv und leiten aus dem Datenbestand durch das Erkennen von Mustern eigenständig allgemeine Entscheidungsregeln ab. Dabei werden die Arten überwachtes, unüberwachtes und verstärkendes Lernen unterschieden.

<p>Arten des maschinellen Lernens ↳ Kapitel 3.3</p>	<p>Beim überwachten Lernen erhält die Software Daten, die bereits kategorisiert bzw. beschriftet sind. Ausgehend von diesen „Mustern“ entwickelt das System Regeln zur Kategorisierung dieser Elemente. Anhand dieser Regeln können dann unbestimmte Eingaben kategorisiert werden.</p> <p>Ein System des unüberwachten Lernens findet in nicht kategorisierten Daten Ähnlichkeiten und Muster und kann so zusammengehörige Elemente gruppieren und Ausreißer identifizieren. Eine Beschriftung der Eingabewerte ist dabei nicht nötig.</p> <p>Beim verstärkenden Lernen erfasst ein System einen Zustand oder eine Situation und entscheidet sich für eine Aktion. Anhand des Ergebnisses erhält das System eine bestärkende (Belohnung) oder eine abschwächende (Bestrafung) Rückmeldung. Darauf aufbauend passt das System die Strategie an. Entscheidungen, die zu positiven Ergebnissen geführt haben, werden verstärkt, andere aussortiert.</p>
<p>Deep Learning ↳ Kapitel 3.6</p>	<p>Deep Learning ist ein Teilbereich des maschinellen Lernens. Hier steht beim Lernen die Verwendung von sogenannten künstlichen neuronalen Netzen (vgl. Fachwissen S. 170) mit mehreren Schichten im Vordergrund, die versuchen, die Funktionsweise des menschlichen Gehirns zu imitieren. Kleinste Einheit eines solchen neuronalen Netzes ist das Perzeptron (siehe S. 168).</p>
<p>Qualität der Daten (Training und Test) ↳ Kapitel 3.3</p>	<p>Maschinelles Lernen arbeitet in jeder Art immer mithilfe von übergebenen Trainingsdaten. Anschließend werden Testdaten verwendet, um die Funktion der trainierten Algorithmen zu überprüfen. Daher ist die Qualität des Ergebnisses nicht nur von der Qualität des zugrundeliegenden Algorithmus, sondern auch von der Qualität und Quantität dieser Trainings- und Testdaten abhängig. Ist die Datenlage fehlerhaft, unvollständig oder beinhaltet zu wenige Datensätze, kann die Maschine nicht korrekt trainiert werden und produziert für zukünftige Eingaben falsche Ergebnisse.</p>

Entscheidungsbaum-Algorithmus

→ Kapitel 3.4.1

Bei dieser Art des maschinellen Lernens entwickelt ein Algorithmus aufgrund einer vorliegenden Datenlage automatisiert ein strukturiertes Vorgehen, um künftige Daten kategorisieren zu können, den sogenannten Entscheidungsbaum. Dabei geht der Algorithmus folgendermaßen vor:

Schritt 1: Für die vorliegenden Datensätze wird das „beste“ Attribut ausgewählt. Das „beste“ Attribut ist jenes, bei dem die verschiedenen Attributwerte der Datensätze eine im Hinblick auf das gewünschte Kategorisierungsergebnis möglichst trennscharfe Zuteilung ermöglichen. Die verschiedenen Attributwerte des „besten“ Attributs sorgen also für die beste Kategorisierung der Datensätze im Vergleich zu den anderen Attributen. Für die unterschiedlichen Attributwerte dieses „besten“ Attributs ist also die Wahrscheinlichkeit am höchsten, eine richtige Vorhersage für das Ergebnis abgeben zu können.

Schritt 2: Aus diesem Attribut wird ein Knoten erstellt, von dem die Attributwerte den Baum als Äste weiter verzweigen.

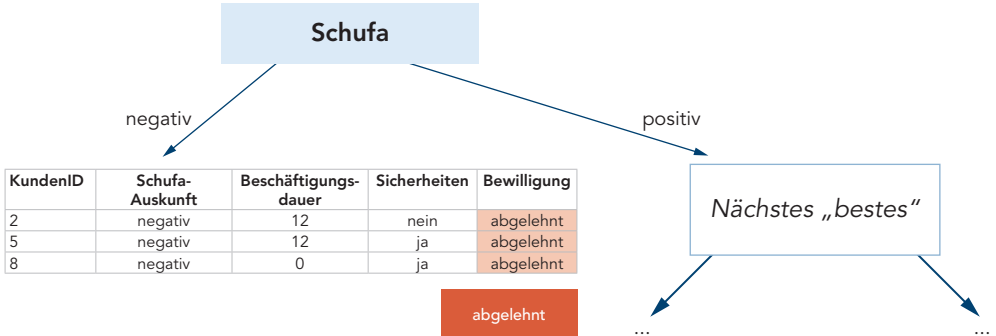
Schritt 3: Die Datensätze werden, den Attributwerten aus Schritt zwei entsprechend, aufgeteilt. So finden sich in jedem Teilbaum unter dem Knoten aus Schritt 2 jeweils nur die Datensätze, die auch den Attributwert des entsprechenden Astes aufweisen.

Schritt 4a: Haben alle Datensätze in einem Teilbaum dasselbe Ergebnis, so muss dieser nicht weiter bearbeitet werden.

Schritt 4b: Für die verbleibenden Datensätze im rechten Teilbaum wird wieder das „beste“ Attribut (siehe Schritt 1) bestimmt. Dies kann sich aber durch das Fehlen der bereits ausgeschlossenen Daten verändert haben und muss wieder berechnet werden.

Unbestimmte Datensätze können im Anschluss an die Erstellung mithilfe des Entscheidungsbaums kategorisiert werden.

KundenID	Schufa-Auskunft	Beschäftigungsdauer	Sicherheiten	Bewilligung
1	positiv	0	nein	abgelehnt
3	positiv	11	ja	bewilligt
4	positiv	45	nein	bewilligt
6	positiv	5	nein	abgelehnt
7	positiv	60	ja	bewilligt
9	positiv	10	ja	bewilligt
10	positiv	1	ja	bewilligt



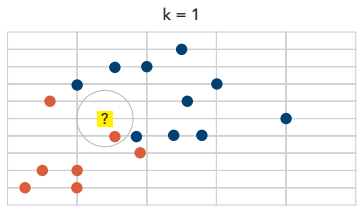
k-nächste-Nachbarn

→ Kapitel 3.4.2

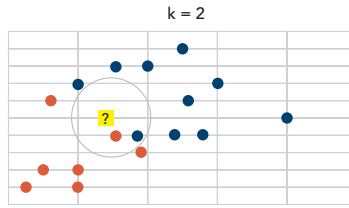
Beim k-nächste-Nachbarn werden neue Elemente anhand der „Nähe“ zu bereits kategorisierten Elementen eingeordnet. Dabei ist aber entscheidend, wie viele dieser Nachbarn zur Kategorisierung herangezogen werden (die Anzahl wird durch die Werte für k bestimmt, also bei k=2 würde man die zwei nächsten Nachbarn zur Kategorisierung heranziehen). Sind es zu wenige, ist womöglich die Menge der Vergleichswerte zu klein. Ist k zu groß, werden Elemente zur Kategorisierung herangezogen, die zu geringe Ähnlichkeiten mit dem neuen Element aufweisen.

Die Funktion des k-nächste-Nachbarn-Algorithmus lässt sich daher vereinfacht folgendermaßen beschreiben: Der Algorithmus berechnet den Abstand vom neuen Element zu allen kategorisierten Vergleichsobjekten. Wie nah ein Element einem anderen ist, kann durch unterschiedliche mathematische Distanzfunktionen berechnet werden. Anschließend werden die Ergebnisse nach der Distanz aufsteigend sortiert. Zuletzt muss nun eine Kategorisierung für das neue Element anhand der nächsten Nachbarn (Vergleichsobjekte mit kleinsten Abständen) vorgenommen werden. Dazu muss ein k-Wert bestimmt werden, der die optimale Anzahl an Nachbarn angibt, die zur Bestimmung herangezogen werden.

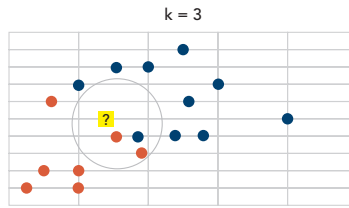
Die Wahl des richtigen k-Werts ist daher entscheidend für die Kategorisierung des neuen Elements. In der Praxis finden sich verschiedene Algorithmen, die anhand der Trainingsdaten das „beste“ k berechnen. Dafür bestimmen sie in mehreren Durchläufen den k-Wert, der für eine Variation der Testdaten die wenigsten Daten falsch kategorisiert.



Nur ein nächster Nachbar wird zur Kategorisierung des unbekanntes Elements herangezogen.



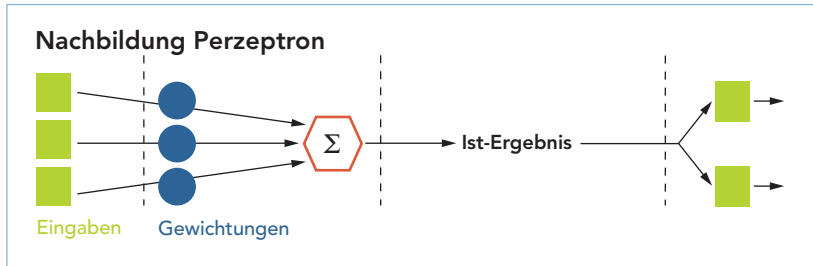
Die beiden nächsten Nachbarn werden zur Kategorisierung des unbekanntes Elements herangezogen.



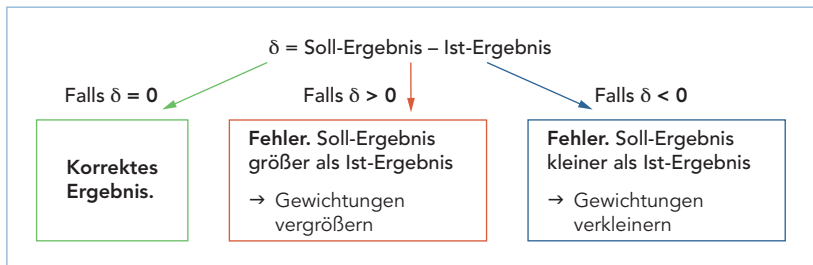
Die drei nächsten Nachbarn werden zur Kategorisierung des unbekanntes Elements herangezogen.

Perzeptron
 ↳ Kapitel 3.5

Das Perzeptron ist eine künstliche Nachbildung eines Neurons des menschlichen Gehirns. Dabei werden alle Eingabewerte mit individuellen Gewichtungen gewertet und daraus ein Ist-Ergebnis errechnet. Weicht dieses vom vorgesehenen Soll-Ergebnis ab, werden die Gewichtungen mithilfe der Delta-Lernregel angepasst.



Mithilfe der Delta-Lernregel können dabei die neuen Gewichtungen bestimmt werden. Dabei können folgende drei Fälle eintreten.



Das neue Gewicht (ω_{neu}) wird dabei immer aus dem alten Gewicht (ω_{alt}), dem Eingabewert, der Differenz zwischen Soll- und Ist-Ergebnis (ω) und der Lernrate berechnet. Die Lernrate kommt zum Einsatz, damit die Gewichtungen beim „Lernen“ nicht in zu großen Sprüngen angepasst werden. Dabei muss diese geschickt gewählt werden, um nicht zu viele Anpassungen vornehmen zu müssen (Lernrate zu klein), aber die passende Gewichtung auch nicht zu überspringen (Lernrate zu groß).

$$\omega_{\text{neu}} = \omega_{\text{alt}} + (\delta * \text{Lernrate} * \text{Eingabewert})$$

Delta-Lernregel

Eine Epoche beinhaltet die Bearbeitung aller Eingabewerte mit den aktuellen Gewichtungen. Falls ein Eingabewert zu einem falschen Ergebnis führt, werden die Gewichte bereits für den nächsten Eingabewert angepasst (vgl. Grafik). Falls während der Bearbeitung der Eingabewerte einer Epoche ein Fehler entdeckt wurde, beginnt nach dem kompletten Durchlauf durch alle Eingabewerte eine neue Epoche. Der Algorithmus endet nach der Epoche, in der kein Fehler mehr festgestellt wurde.

Epoche 1

Lernrate	ω_0	ω_1		ω_2		Soll-Ergebnis	gewichtete Summe	Ist-Ergebnis	ω_{0_neu}	ω_{1_neu}	ω_{2_neu}
	0,1		Eingabe 1		Eingabe 2				-0,9	0,8	0,2
Epoche 1	-0,9	0,8	1	0,2	1	1	0,10	1	-0,9	0,8	0,2
	-0,9	0,8	0	0,2	1	1	-0,70	0	-0,8	0,8	0,3
	-0,8	0,8	1	0,3	0	0	0,00	1	-0,9	0,7	0,3
	-0,9	0,7	0	0,3	0	0	-0,90	0	-0,9	0,7	0,3

3

Die angepassten Gewichtungen werden bereits im nächsten Datensatz verwendet.

1

Das Ist-Ergebnis entspricht dem Soll-Ergebnis. Daher ist keine Anpassung der Gewichtungen nötig.

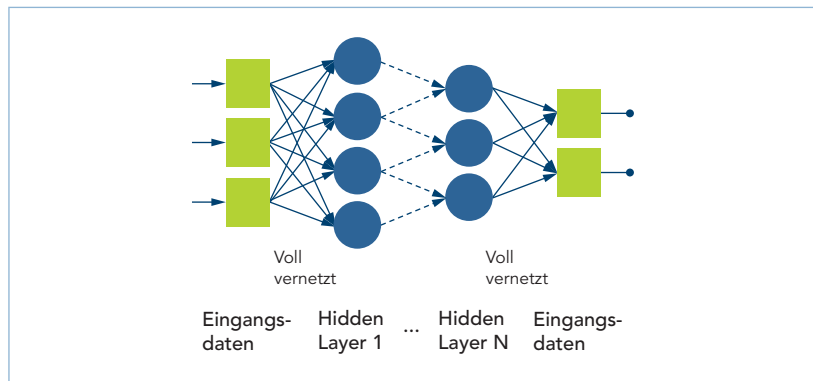
2

Das Ist-Ergebnis ist kleiner als das Soll-Ergebnis. Die Gewichtungen werden mithilfe der Deltalernregel angepasst.

künstliche neuronale Netze

→ Kapitel 3.6

Künstliche neuronale Netze sind Algorithmen, die die Funktionsweise des menschlichen Gehirns nachbilden. Diese Strukturen bestehen aus vielen künstlichen Neuronen, die Daten aus einer Eingabe oder vorgeschalteten Neuronen aufnehmen, weiterverarbeiten und ausgeben oder an folgende Neuronen weitergeben. Dabei können mehrere künstliche Neuronen in unterschiedlichen versteckten Schichten, den sogenannten hidden layers, hintereinandergeschaltet werden. Diese Schichten werden hidden layers genannt, da keine genaueren Informationen über die Verarbeitung der Daten nach außen sichtbar sind. Dieser Bereich in dem neuronalen Netz ist daher eine Black Box. Während des Trainings des neuronalen Netzes verändern sich automatisch die Gewichtungen der Verbindungen (siehe auch Kapitel Perzepton). Dadurch sollen die neuronalen Netze für eine Vielzahl von Problemen eingesetzt werden können.



Einsatzmöglichkeiten von KI

→ Kapitel 3.7

Das Entwicklungspotential von Künstlicher Intelligenz ist sehr groß. Bereits in Jgst. 10 wurden in Kapitel 1.3 viele Anwendungsmöglichkeiten im unternehmerischen Kontext aufgezeigt (u. a. in der Logistik, Produktion und Absatz). Aber auch in anderen voneinander sehr unterschiedlichen Bereichen wie Medizin, Pflege, Kriegsführung, Politik und innere Sicherheit ist die Verwendung von KI bereits möglich oder zumindest in Planung.

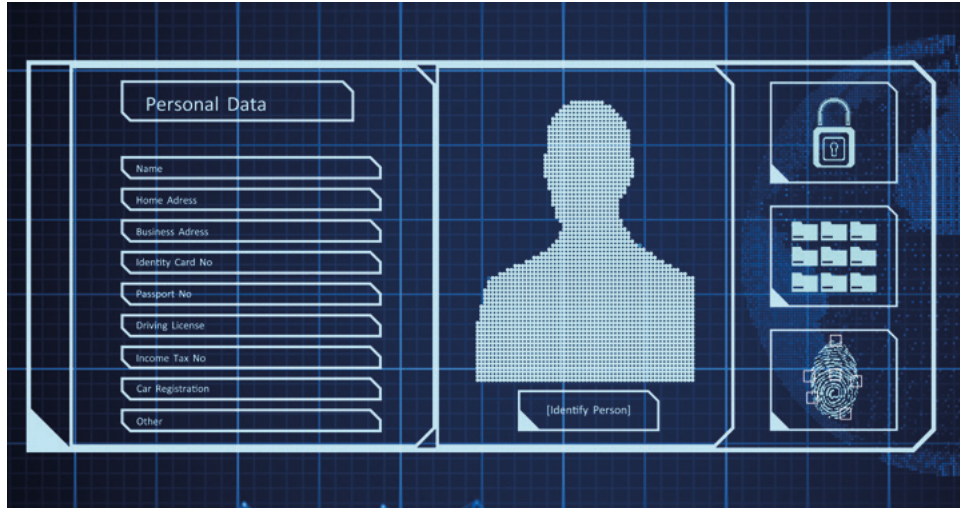
Verantwortungsvoller und reflektierter Einsatz von KI

➔ Kapitel 3.7

Um der Technik einen adäquaten gesellschaftlich vertretbaren Rahmen zu geben, wird bei einigen Einsatzmöglichkeiten auch eine ethische Grundsatzdiskussion nötig sein – wie z. B. bei der Verwendung von KI bei Entscheidungen, die direkt das Leben von Menschen betreffen und beeinflussen (z. B. im Strafrecht, bei Klassifikationen wie Bewerbungsschreiben oder einem Social-Score, und bei autonomen Waffensystemen). Generell sollten bei der Entwicklung von KI-Systemen einige grundlegende Kriterien beachtet werden, damit die Entscheidungen, die von der KI getroffen werden, zumindest in einem bestimmten Maß **nachvollziehbar** und **transparent** sind, damit die Chance besteht, Fehler eines solchen Systems (z. B. aufgrund eines fehlerhaften Algorithmus, unpassender Trainingsdaten, Fehlinterpretation der Ergebnisse durch Menschen) aufdecken und verbessern zu können. Weitere Kriterien zur Bewertung von KI-Systemen könnten Schutz der Privatsphäre, Gerechtigkeit, Verlässlichkeit und Nachhaltigkeit sein. Ebenso sollte auch transparent sein, wer letztendlich für eine Entscheidung einer KI zur Verantwortung gezogen werden kann, sollte sich durch die Entscheidung der KI ein Problem ergeben.

Kompetenzcheck

Im Namen des Algorithmus – wenn Software Haftstrafen verhängt



Risikobeurteilung durch eine Software

Den 12. August 2013 wird Eric Loomis nie vergessen. Denn an diesem schönen Sommertag im Mittleren Westen der USA verurteilte ein Gericht der Kleinstadt La Crosse im Bundesstaat Wisconsin den damals 31-Jährigen zu elf Jahren Gefängnis. Der Vorwurf: Führen eines Fahrzeugs ohne Einwilligung des Besitzers und versuchte Flucht vor der Polizei. Mindestens sechs der elf Jahre muss Loomis in der „Jackson Correctional Institution“ absitzen, einer Haftanstalt mittlerer Sicherheitsstufe, die rund 70 Kilometer von La Crosse entfernt ist. Fünf Jahre lang unterliegt Loomis zudem einer „erweiterten Überwachung“, er muss also dauerhaft eine elektronische Fußfessel tragen, sollte er im Jahr 2019 aus dem Gefängnis entlassen werden. [...] Die selbst für amerikanische Verhältnisse drakonische Strafe hat Loomis vor allem einem Umstand zu verdanken: Der Software COMPAS, die inzwischen in mehreren US-Bundesstaaten zum Einsatz kommt und 2012 auch vom Department of Corrections (DOC) in Wisconsin einge-

führt wurde. COMPAS steht für „Correctional Offender Management Profiling for Alternative Sanctions“ und gibt vor, das Rückfallrisiko von Straftätern verlässlich berechnen zu können. [...]

In die Risikobeurteilung fließen nicht nur eigene Vorstrafen ein, sondern auch eventuelle Vorstrafen naher Verwandter wie Eltern und Geschwister. Berücksichtigt werden zudem Erkenntnisse über Alkohol- oder Drogenmissbrauch in der Familie, soziale Bindungen, der Umgang mit „anti-sozialen“ Freunden oder Bekannten, Schulden, häufige Wohnort- oder Beschäftigungswechsel, Tendenzen zu Wut oder Aggression sowie eine „kognitive Verhaltensprognose“.

Erfasst werden die einzelnen Parameter zum Teil über automatisierte Datenbankabfragen, zum Teil über Erhebungen, die Justizangestellte im Rahmen einer „Pre-Sentence Investigation“ (PSI) während der Untersuchungshaft durchführen. Herstellerangaben zufolge vergleicht die Software auf Grundlage dieser Daten dann, wie sich wegen vergleichbarer

Delikte bereits Verurteilte mit einem ähnlichen sozialen Hintergrund zwei Jahre nach der Haftentlassung verhalten haben.

Die Logik hinter COMPAS ist recht simpel: Spuckt die Software für einen Angeklagten auf einer Skala von 1 bis 10 einen hohen Risk Score aus, lässt der Richter keine Bewährung zu, sondern schickt ihn präventiv hinter Gitter – schließlich belegen die Algorithmen ja, dass der zu Verurteilende mit hoher Wahrscheinlichkeit innerhalb von 24 Monaten sowieso wieder straffällig würde. [...]

Dabei steht inzwischen fest, dass COMPAS alles andere als zuverlässig ist. So belegt eine 2016 veröffentlichte Studie der Investigativ-Plattform ProPublica, dass die COMPAS-Algorithmen bei-

spielsweise schwarzen Angeklagten grundsätzlich ein höheres Risiko attestieren, erneut straffällig zu werden, als dies tatsächlich der Fall ist. Bei weißen Angeklagten ist es hingegen genau umgekehrt. [...]

„In der Strafjustiz steht viel zu viel auf dem Spiel, als dass man blind einem proprietären Algorithmus vertrauen sollte“, erklärt Cynthia Rudin, IT-Dozentin an der Duke University. „Wir haben inzwischen Vorhersagemodelle, die gut funktionieren, die aber keine geheimen Black Boxes sind. Das dürfen wir im Interesse unserer Bürger nicht länger ignorieren.“

Ziegler, Peter-Michael: Im Namen des Algorithmus. Wenn Software Haftstrafen verhängt. In: www.heise.de, 2017.

Aufgaben

- 1 Zeigen Sie auf, warum es sich bei dem COMPAS-System um ein KI-System handelt.
- 2 Erläutern Sie eine Möglichkeit, wie der COMPAS-Algorithmus eine straffällig gewordene Person den Risk Score Kategorien von 1 bis 10 zuordnen könnte. Wählen Sie sich zur Veranschaulichung vier der oben vorgegebene Parameter aus und zeigen Sie dabei auch Grenzen des Systems auf.
- 3 Erklären Sie anhand des Falls den Einfluss von Trainingsdaten auf die Zuverlässigkeit der Ergebnisse eines Verfahrens maschinellen Lernens.
- 4 Nehmen Sie zum Einsatz von KI-Systemen im Justizbereich aus unterschiedlichen Perspektiven Stellung. Berücksichtigen Sie dabei vor allem rechtliche und ethische Aspekte.