



Maschine schlägt Mensch

Einsatz und Anwendung Künstlicher Intelligenz

Erfinder, Autor und Futurist Raymond Kurzweil hat für das Jahr 2045 die technologische „Singularität“ prognostiziert. Der „Director of engineering“ bei Google sieht für diesen Zeitpunkt eine Künstliche Intelligenz (KI), mit der die Menschheit die Unsterblichkeit erreicht. Unterdessen übt sich die KI erfolgreich in Spielen, autonomem Fahren und Spracherkennung. Und heimst dabei immer mehr Erfolge ein.





Synergien

Prinzipiell sind die Forschungsgebiete „Robotik“ und „Künstliche Intelligenz“ (KI oder AI für engl. Artificial Intelligence) zwei eigenständige Fachbereiche. Allerdings zeigt sich in letzter Zeit eine immer engere Verflechtung der beiden Bereiche. Einerseits kann KI zwar vollkommen ohne Robotik-Elemente auskommen. Beispiele hierfür sind Spracherkennungssysteme für Banken, Versicherungen und Behörden oder die Gesichtserkennung in sicherheitstechnischen Anwendungen. Andererseits sind wirklich universell einsetzbare Roboter ohne KI kaum denkbar. Maschinen, die lediglich auf regelbasierte Algorithmen zurückgreifen, werden niemals wirklich anspruchsvolle Aufgaben übernehmen können. Erst wirkliche Lernfähigkeit kann klassische Automaten in echte robotische Systeme verwandeln.

Die Maschinen siegen

Ob Computer eines Tages tatsächlich „intelligenter“ sein werden als der Mensch, ist eine immer noch äußerst umstrittene Frage. Die sogenannte Singularität, also der Zeitpunkt, ab dem eine Maschinenintelligenz die gesamte Intelligenz der Menschheit übertrifft, wird vorläufig oft noch als Science-Fiction abgetan. Es ist jedoch fraglich, wie lange diese Ansicht noch vertreten werden kann.

Mit dem Erreichen der „Technologischen Singularität“ wird eine explosionsartige Verbesserung der Künstlichen Intelligenz erwartet. Sind intelligente Maschinen oder Roboter erst einmal in der Lage, sich selbst weiter zu entwickeln und zu optimieren, ist eine „Intelligenzexplosion“ unter ungünstigen Umständen eventuell gar nicht mehr aufzuhalten.

Die zentrale Frage ist, ob sich eine Künstliche Intelligenz alle intellektuellen Fähigkeiten des Menschen aneignen kann. Wenn diese Möglichkeit wirklich real wird, wäre dies mit gewaltigen Auswirkungen auf unser Leben, die Gesellschaft und die Menschheit insgesamt verbunden.

Inzwischen ist vollkommen klar, dass KI-Systeme viele einzelne Aufgaben besser lösen als der Mensch. Hier wird meist von schwacher KI gesprochen. Starke KI hat dagegen das Ziel, die Fähigkeiten des menschlichen Gehirns mit allen Details nachzuahmen. Bis hin zu einem eigenen Bewusstsein sollen sämtliche kognitive Eigenschaften auch auf emotionaler Ebene implementiert werden. Dazu sind aktuell weltweit Forschungsaktivitäten im Gang, die den menschlichen Verstand entschlüsseln und so die letzten Rätsel des Geistes lüften sollen.

Als interessante Beispiele für schwache KI gelten gewonnene Spielpartien gegen die jeweils in ihren Disziplinen führenden menschlichen Spieler. Schon vor über zwei Jahrzehnten ist das beim Schach gelungen. Damals wurde eine Revolution eingelä-

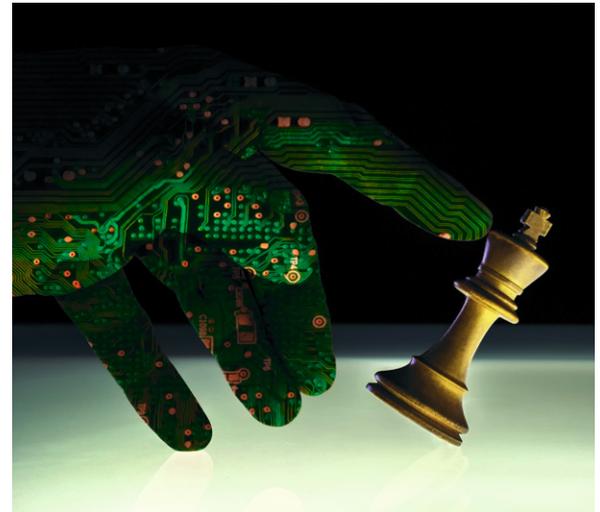


Bild 1: Supercomputer sind im Schachspiel unschlagbar geworden.

tet. Im Jahr 1997 verlor Garry Kasparow die 6. Partie eines regulären Schachturniers gegen den Supercomputer „Deep Blue“ und damit den gesamten Wettkampf. Nach dem Match vermutete Kasparow in manchen Zügen der Maschine hohe menschenähnliche Intelligenz und sogar unlautere Einflussnahme. Kasparow verlangte Revanche, die IBM jedoch verweigerte. Deep Blue selbst wurde daraufhin zwar in seine Einzelteile zerlegt, jedoch gelten Super-Computer heute im Schach als unschlagbar.

Ein weiterer Meilenstein in der Geschichte der Computer-Siege ist der Triumph des IBM-Computers Watson über seine menschlichen Gegenspieler in der US-amerikanischen Quizshow Jeopardy, einem Wissensspiel mit drei Kandidaten. Derjenige Mitspieler, der als Erster auf einen Buzzer-Knopf drückt und richtig antwortet, gewinnt die aktuelle Spielrunde. Die seit 1964 im US-amerikanischen Fernsehprogramm präsente Show ist eine der beliebtesten Sendungen in den USA. Besonders interessant ist, dass sie den Teilnehmern nicht nur Wissen, sondern auch komplexe Reaktionen und Assoziationen abverlangt. Im Jahre 2011 kam es dabei zu einem viel beachteten Duell. Erstmals trat ein Computer gegen zwei Menschen an. IBM-Forscher arbeiteten seit Jahrzehnten





daran, Watson in die Lage zu versetzen, Fragen in natürlicher Sprache zu verstehen. Für die Antworten ist nicht nur enzyklopädisches Wissen erforderlich. Vielmehr müssen auch Zusammenhänge zwischen Themenfeldern und Fragen hergestellt werden. Auch Ironie, Sprachwitz und semantische Feinheiten spielen oftmals eine entscheidende Rolle. Die Show ist für Rechnersysteme daher eine deutlich härtere Prüfung als Schach. Zudem werden in der Sendung Antworten vorgegeben, zu denen die passende Frage gesucht ist. Dennoch ließ der Computer den beiden menschlichen Mitspielern keine Chance mehr. Watson schlug seine Konkurrenten mit großem Abstand.

In jüngerer Vergangenheit siegten die Maschinen auch beim Go-Spiel. Das jahrtausendealte Brettspiel war im Westen eher unbekannt, bis die Software AlphaGo den amtierenden Weltmeister aus Südkorea schlug. Bei Go gibt es mehr Kombinationsmöglichkeiten als Atome im bekannten Universum. Das Spiel ist also wesentlich variantenreicher als Schach. Die einfache Vorausberechnung möglichst vieler Spielzüge ist daher nicht zielführend. Man ging stets davon aus, dass den Profi-Spielern ein hohes Maß an Intuition abverlangt wird. Dennoch ist es der Maschine gelungen, den Sieg davonzutragen. Als besonders bemerkenswert stellte sich ein sehr spezieller Zug in einer Partie heraus. Bei diesem wurde erst viel später klar, wie brilliant er war. Viele Beobachter sprechen hier bereits von Kreativität und Intuition seitens der Maschine.

Kurz darauf hat ein Nachfolgesystem das Spiel sogar ohne jegliche menschliche Hilfe erlernt. Damit stößt die KI als selbstlernende Maschine in neue Dimensionen vor. Während AlphaGo das Resultat aufwendigen Trainings mit menschlichen Gegnern war, spielte AlphaGo Zero nur gegen sich selbst. Das System erschloss sich die Möglichkeiten des Spiels, erzeugte eine Statistik zielführender Züge und entwickelte sogar eigene Strategien.

Dies zeigt den rasanten praktischen Fortschritt der KI. AlphaGo Zero benötigte nur fünf Millionen Trainingsspiele anstelle der über 30 Millionen, die sein Vorgänger noch absolvierte. Statt monatelangem Training genügte „Zero“ nur drei Tage Übung, um sein Ziel zu erreichen. Zudem waren in der Zero-Version lediglich vier Spezialprozessoren in einem Rechner statt mehrere Rechner mit insgesamt 48 Prozessoren im Einsatz.

Computer-Intuition

Bei Schach und Go liegen den Spielern alle Informationen vor. Zumindest beim Schach reicht prinzipiell reine Rechenkraft, um zu gewinnen. Beim Pokern dagegen liegen die Dinge anders. Poker ist ein Spiel mit unvollständigen Informationen. Diese Spielvarianten galten immer als besondere Herausforderungen für klassische Computer, da sie stark von Intuition und der Einschätzung anderer Spieler geprägt sind. Dennoch besiegte 2017 ein KI-System in einem Turnier vier professionelle Pokerspieler in der bekanntesten Variante „Texas Hold'em“. Der Poker-Bot wurde dazu lediglich mit den Spielregeln programmiert. Anschließend hat sich das System das Spiel, ähnlich wie

bei Go, wieder selbst beigebracht. Durch Milliarden von Partien gegen sich selbst erwarb die KI sogar die Fähigkeit zu bluffen.

Inzwischen laufen Poker-Programme sogar auf handelsüblichen Laptops. Die geballte Rechenleistung eines Supercomputers wird nicht mehr benötigt. Die bislang als so menschlich betrachtete Fähigkeit der Intuition wird dabei auch von der Maschine genutzt. Prinzipiell ist Intuition eine Befähigung, mit der Menschen ihre begrenzten Rechenkapazitäten ausgleichen. Nicht alle möglichen Lösungswege werden betrachtet, sondern lediglich diejenigen, die mit größter Wahrscheinlichkeit zum Ziel führen.

Um zumindest ein gewisses Maß an Intuition zu erreichen, ließ man die Poker-Systeme zunächst zehn Millionen Pokerpartien gegen sich selbst spielen. Dabei entwickelte das Programm einen gewissen Spürsinn, den auch Profispieler für sich beanspruchen. Es gelingt ihnen vorherzusehen, welche Entscheidung in welcher Situation erfolgreich sein könnte. Dazu müssen nicht alle denkbaren Varianten bis zum Ende des Spiels durchgerechnet werden. Es werden jeweils nur die nächsten Spielzüge betrachtet und dann entschieden, welches die beste Aktion ist. Auf ähnliche Weise arbeitete auch AlphaGo bei seinem Sieg gegen die Profis.

KI-Anwendungen

Anwendungsfälle für Spielsysteme finden sich überall dort, wo es um den Umgang mit unvollständigen Informationen geht. Programme die auf den beim Poker gewonnenen Erkenntnissen basieren, könnten sogar in der Medizin oder bei geschäftlichen Verhandlungen Verwendung finden. Auch in der medizinischen Diagnostik spielt die Intuition oft eine nicht zu unterschätzende Rolle. Während ein junger und unerfahrener Arzt, trotz umfangreicher Untersuchungen und Laborergebnisse die Ursache eines Symptoms nicht erkennt, kann ein erfahrener Kollege diese oftmals durch eine kurze Patientenanalyse zuverlässig diagnostizieren.

Andere Anwendungen werden in der globalen Finanzwirtschaft gesehen, wenn es etwa um die Beurteilung der Kreditwürdigkeit geht. Allerdings ergeben sich hierbei auch in zunehmendem Maße hochbrisante Gefahren. Je weitreichender die Einsatzgebiete solcher Algorithmen sind, umso gefährlicher sind mögliche Fehlschlüsse oder Ungenauigkeiten solcher Systeme. Dies wird sofort deutlich, wenn es beispielsweise ums autonome Fahren oder um die Steuerung automatischer Waffensysteme geht. Aber auch potenzielle Wirtschaftskrisen oder Börsenzusammenbrüche könnten durch immer mächtigere KI-Systeme in Industrie und Wirtschaft zu einem ernsthaften Problem werden.

Häufig werden Ergebnisse der Künstlichen Intelligenz auch auf andere Gebiete der Informatik übertragen. Ist ein Problem in einem Bereich erfolgreich gelöst, wendet sich die KI-Forschung neuen Anwendungsgebieten zu. Auch der Compilerbau oder die Computeralgebra und -analysis wurden ursprünglich der Künstlichen Intelligenz zugerechnet. Die

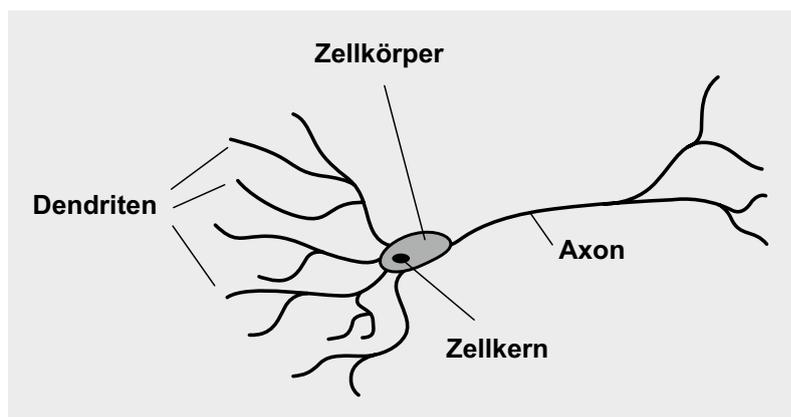


Bild 2: Gehirnzelle (Neuron)

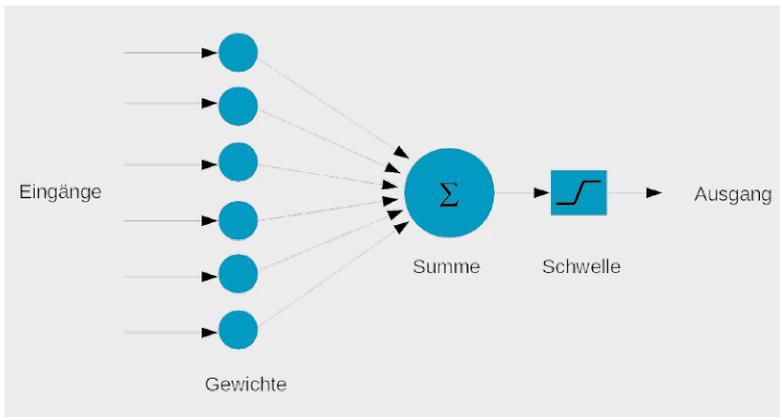


Bild 3: Modell eines künstlichen Neurons

Berechnung von Integralen oder Ableitungsfunktionen sind prominente Beispiele. Die Abiturmathematik wird längst auch vom heimischen Computer beherrscht. Wer sich davon überzeugen will, kann die Internetseite „www.wolframalpha.com“ aufrufen und testen. Für Aufgaben wie die Ableitung der Gleichung

$$\int x^2 \sin^2(x) dx = \frac{1}{24} (4x^3 + (3 - 6x^2) \sin(2x) - 6x \cos(2x)) + C$$

benötigt selbst ein guter Abiturient einige Zeit. Auf der Website jedoch werden sie in Sekundenschnelle analytisch (!) gelöst!

Erfolgreiche Schachspieler galten einst als Musterbeispiel für intelligente Menschen – bis Kasparow geschlagen wurde. Viele Anwendungen wurden auf der Grundlage von Techniken entwickelt, die ehemals Forschungsgebiete der KI waren, heute jedoch lediglich als „Rechenleistung“ betrachtet werden.

Wichtige Beispiele für KI-Entwicklungen, die inzwischen täglich eingesetzt werden sind:

- Verwendung von Suchmaschinen für die täglich anwachsende Daten- und Informationsflut im Internet
- Optimierung von Verkaufsstrategien in Onlineshops
- Wissenschaftlich-technische Anwendungen u. a.
Geophysik: Exploration von Ölquellen
Raumfahrt: Marsrover und -roboter
- In den Wirtschaftswissenschaften werden Aktien- und Devisenkurse immer besser prognostiziert

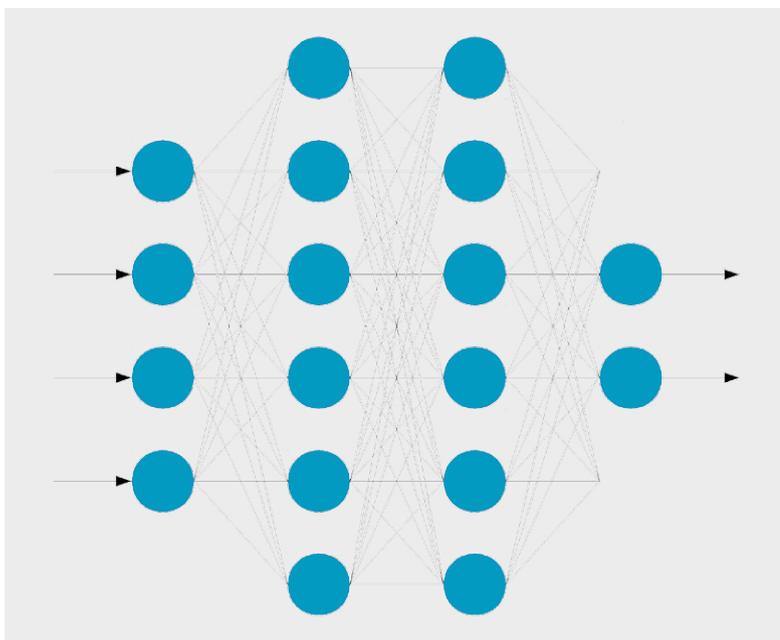


Bild 4: Künstliches neuronales Netz

- Maschinelle Übersetzungen haben inzwischen eine für den täglichen Einsatz akzeptable Qualität erreicht
- Handschrifterkennung wird millionenfach in Smartphones und Tabletcomputern verwendet
- Gesichts- und Fingerabdruck-Identifizierungen ermöglichen völlig neue Anwendungen in der Sicherheits- und Kriminaltechnik
- Die zuverlässige Spracherkennung und -steuerung gestattet Anwendungen wie Siri oder Alexa
- Humanoide Roboter, z. B. Atlas, ASIMO oder Pepper, werden in naher Zukunft wichtige Aufgaben, z. B. bei Rettungseinsätzen, übernehmen
- In der medizinischen Diagnose werden lernfähige KI-Systeme für die Auswertung von umfangreichen Bildmaterialien wie Röntgenaufnahmen oder Computertomogrammen mit großem Erfolg eingesetzt

Durchbruch mit „Deep Learning“?

Künstliche Intelligenz und neuronale Netze sind eng verknüpft. Erst die neuronalen Netzwerke haben eine hocheffiziente Form des maschinellen Lernens ermöglicht. Wie der Namensbestandteil „Neuronal“ vermuten lässt, handelt es sich dabei um vom menschlichen Gehirn inspirierte technische Systeme. Ziel dieser Technologie ist es, die Lernfähigkeit von Lebewesen, insbesondere des Menschen, nachzuahmen. Das aus einzelnen Neuronen (Bild 2) bestehende Gehirn dient dabei als Vorbild. Die biologischen Neuronen werden dabei durch künstliche (Bild 3) Versionen ersetzt. Die daraus entstehenden neuronalen Netzwerke verfügen daher immer über entsprechende Eingabe- und Ausgabeschichten. Dazwischen befindet sich im Allgemeinen mindestens eine sogenannte verborgene Schicht (Bild 4). Jedes einzelne Neuron wandelt seine Eingabewerte in Ergebnisse um, welche die folgende Schicht weiter verwenden kann.

Ein einzelnes künstliches Neuron besteht im Prinzip aus einer Summenfunktion und einer Entscheidungsschwelle. Vor der Summenbildung werden die Eingänge über Gewichtungsfunktionen bewertet. Nur wenn die resultierende Summe der Eingangswerte eine bestimmte Schwelle überschreitet, beginnt das Neuron zu „feuern“, d. h., es sendet einen von Null verschiedenen Ausgabewert (Bild 3).

Die Idee, künstliche Neuronen technisch zu nutzen, entstand bereits in den 1940er-Jahren. In dieser Zeit wurden sogenannte „Perceptrons“ (ähnlich wie in Bild 3) verwendet, um die elementaren Funktionen einer Gehirnzelle nachzuahmen.

Die einzelnen Neuronen wurden schließlich zu einem komplexen, mehrschichtigen Netzwerk verbunden (Bild 4). In den letzten Jahrzehnten ist dieser Ansatz zu einem der wichtigsten Bestandteile der Künstlichen Intelligenz geworden. Ein spezieller Algorithmus, die sogenannte „Backpropagation“, ermöglichte es, Netzwerke mit verborgenen, inneren Schichten von Neuronen sehr effizient zu trainieren. Plötzlich konnten Maschinen selbstständig lernen und so etwa Hunde und Katzen auf Bildern auseinanderhalten.



Ein weiterer wichtiger Fortschritt war die Methode des „Deep Learning“. Hierbei extrahieren verschiedene Schichten eines Netzwerks unterschiedliche Merkmale. Wenn das Netzwerk ein Objekt erkennen soll, analysiert die erste Schicht beispielsweise die Helligkeit der einzelnen Pixel. Die nächste Ebene könnte dann Linien oder Kanten im Bild identifizieren. Danach kann eine weitere Ebene Texturen und Formen erkennen und so weiter. Wenn die vierte oder fünfte Schicht erreicht ist, hat das Netz eigenständig komplexe Merkmale erkannt. Es kann herausfinden, dass bestimmte Bildelemente wie etwa ein Augenpaar, eine Nase oder ein Maul eher zu einem Hund gehören als zu einer Katze (Bild 5).

Sobald die Trainingsphase abgeschlossen ist, kann das Netzwerk beispielsweise Handschriften lesen, natürliche Sprache „verstehen“ oder verschiedenen Bildern passende Beschriftungen zuweisen. Abschließend kann wiederum das Backpropagation-Verfahren verwendet werden, um eventuelle Fehler zu korrigieren. Schließlich ist das Netzwerk in der Lage, seine eigenen Klassifizierungsaufgaben auszuführen, ohne dass dazu menschliche Hilfe erforderlich ist.

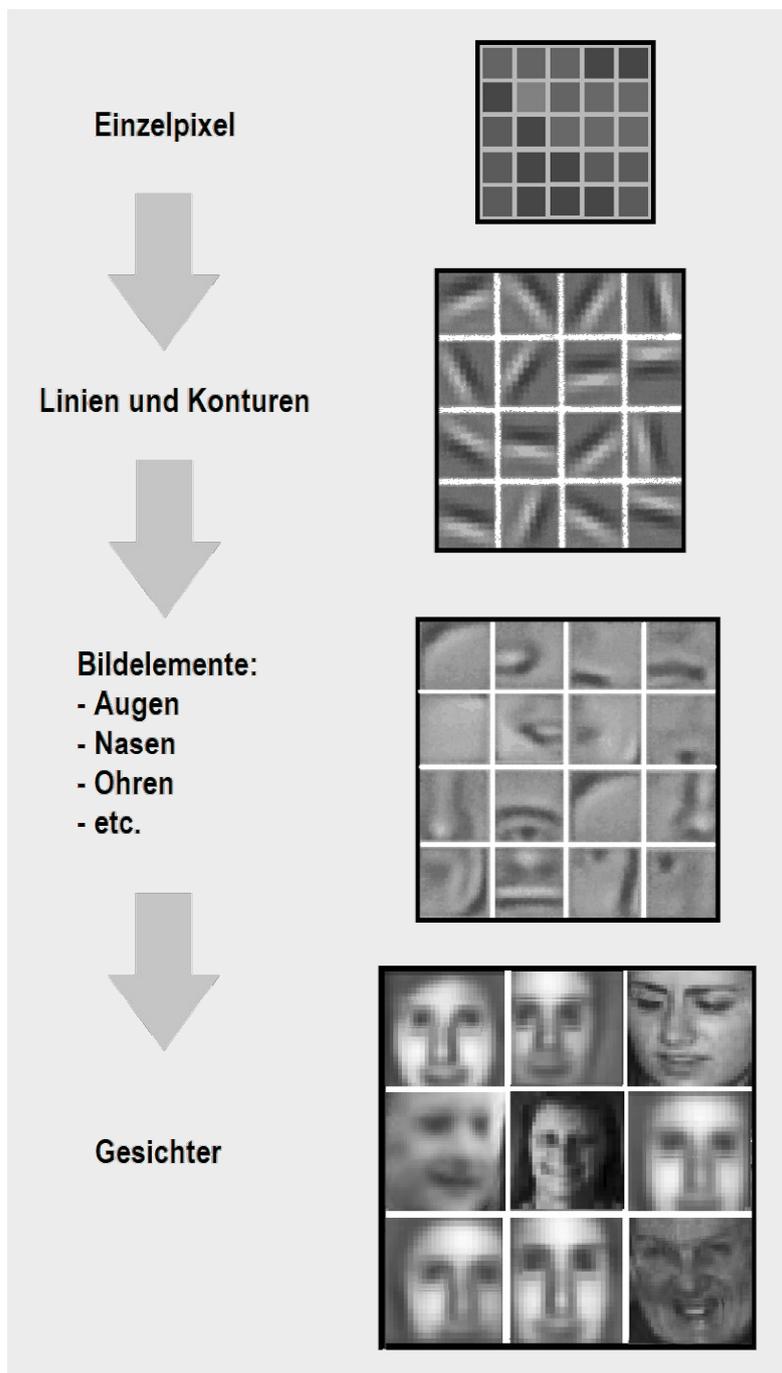


Bild 5: Gesichtserkennung mit Deep Learning

Beim Trainieren oder „Lernen“ unterscheidet man prinzipiell zwei verschiedene Arten:

- Beaufsichtigtes oder Überwachtes Lernen
- Nicht-überwachtes oder Verstärkungslernen

Im ersten Fall lernt das neuronale Netz anhand von vorgegebenen Datensätzen. So werden etwa 1000 Bilder mit Hunden und 1000 Bilder mit Katzen zur Verfügung gestellt. Trifft das Netz eine falsche Entscheidung, wird es mithilfe des bekannten, korrekten Ergebnisses verbessert. Beim nicht überwachtem Lernen werden dem Netzwerk dagegen lediglich umfangreiche, nicht markierte Datensätze zur Verfügung gestellt. Die Aufgabe ist dann beispielsweise, diese eigenständig in verschiedene Klassen zu unterteilen. So kann etwa ein Datensatz mit 2000 Bildern verwendet werden, auf dem Hunde und Katzen bunt gemischt zu sehen sind. Die Aufgabe des Netzes besteht dann darin, selbstständig herauszufinden, dass zwei klar getrennte Tierarten existieren, und diese dann auch möglichst eindeutig zu erkennen.

Es existieren verschiedene Varianten von neuronalen Netzwerken, von denen jede ihre spezifischen Anwendungsfälle und Komplexitätsniveaus aufweist. Der grundlegendste Typ eines neuronalen Netzes ist ein sogenanntes Feedforward-Netz. Hier wandern die Informationen nur in eine Richtung, von der Eingabe zur Ausgabe. In einem anderen verbreiteten Netzwerktyp strömen die Daten in mehrere Richtungen. Diese neuronalen Netzwerke verfügen über eine verbesserte Lernfähigkeit und werden häufig für komplexere Aufgaben wie das Lernen von Handschriften oder in der Spracherkennung eingesetzt. Daneben existiert eine Vielzahl von speziellen Varianten wie etwa konvolutionelle Netzwerke oder Hopfield-Netzwerke und viele andere. Die Auswahl des richtigen Netzwerks für eine vorgegebene Aufgabe hängt von den Daten ab, mit denen trainiert wird. In einigen Fällen, wie z. B. bei der Spracherkennung, werden oftmals sogar mehrere Ansätze gleichzeitig verwendet, um ein optimales Ergebnis zu erzielen.

Die Frage, welche Aufgabe nicht mit einem neuronalen Netzwerk realisierbar ist, kann praktisch kaum mehr beantwortet werden. Fast täglich werden mit KI-Systemen Probleme gelöst, die noch vor Kurzem menschlicher Intelligenz vorbehalten waren. Von autonom fahrenden Autos über extrem realistische Computergraphiken und maschinelle Übersetzung bis hin zum „Gedankenlesen“, also der Interpretation neuronaler Gehirnsignale – keine Aufgabe scheint zu komplex. Prinzipiell betrachtet sind neuronale Netze jedoch am besten geeignet, um Muster in Daten zu erkennen. Zu den spezifischen Aufgaben gehören:

- Klassifizierung von Datensätzen und Einsortierung in vordefinierte Gruppen
- Clustering, d. h. selbstständige Klassifizierung von Daten in verschiedene Kategorien
- Prognose, d. h. die Verwendung vergangener Ereignisse, um zukünftige Entwicklungen möglichst präzise und zuverlässig vorherzusagen

Ähnlich wie Menschen aus den Erfahrungen ihres Lebens lernen, benötigen neuronale Netzwerke Daten



zum Lernen. In den meisten Fällen wird die Genauigkeit umso besser, je mehr Daten einem neuronalen Netz zur Verfügung stehen. Aufgaben, die immer wieder ausgeführt werden, können nach und nach effizienter und mit weniger Fehlern erledigt werden. Die Übung macht hier den Meister. Egal ob es sich um das Erlernen einer Sportart wie etwa das Radfahren oder das Klettern an einer Felswand handelt oder um das Meistern eines Musikinstruments – nur wiederholtes Üben führt in den meisten Fällen zum gewünschten Erfolg.

Wenn Wissenschaftler, Ingenieure oder Informatiker ein neuronales Netzwerk trainieren, werden die Daten üblicherweise in drei Gruppen aufgeteilt:

- Ein Trainingsatz, mit dem das Netzwerk die verschiedenen Gewichtungen zwischen seinen Knoten festlegt
- Ein Validierungs-Datensatz dient zum Prüfen des Lernerfolgs
- Mit speziellen Test-Sets wird schließlich festgestellt, ob die Aufgabe erfolgreich gelöst wurde und welche Fehlertoleranzen akzeptiert werden müssen

Eine große Herausforderung ist bislang die Trainingszeit. Komplexere Aufgaben können hier ganz beträchtliche Rechenleistungen erfordern. Hier kommt jedoch eine andere hochmoderne Technologie ins Spiel. Sogenannte Quantencomputer sind in der Lage, Optimierungsprobleme mit bislang unvorstellbarer Effizienz zu lösen. Was einerseits zum Knacken hochkomplexer Codes verwendet werden kann, ist vermutlich auch für ultra-effiziente Lernverfahren nutzbar. Mithilfe von Quantencomputern könnten neuronale Netze Lernerfolge in Millisekunden erzielen, für die sie bislang Tage oder Monate benötigten.

Ein anderes entscheidendes Problem blieb jedoch bislang ungelöst. Neuronale Netzwerke sind „Black Boxes“, in die einerseits Daten eingespeist werden und die andererseits die gesuchten Antworten ausgeben. Die Qualität der Resultate kann verfeinert und verbessert werden – ein direkter Zugriff auf den genauen Entscheidungsprozess ist jedoch nicht möglich.

An diesem Thema wird intensiv gearbeitet, da es immer dringlicher wird, künstliche neuronale Netzwerke und ihre Entscheidungsfindung zu verstehen. Wenn die KI und damit die neuronalen Netze im täglichen Leben eine immer größere Rolle spielen, muss klar sein, wie Entscheidungen getroffen werden oder wie Prognosen zustande kommen. Die Reaktionen eines autonomen Fahrzeugs müssen klar ersichtlich und

nachvollziehbar sein, sonst könnten Unfälle oder auch nur Gefährdungen niemals komplett aufgeklärt werden. Sollen KI-Systeme beispielsweise über die Vergabe von Krediten entscheiden, dann muss im Nachhinein klärbar sein, wieso ein bestimmter Kredit vergeben oder verweigert wurde. Falls dies nicht möglich sein sollte, werden entsprechende Systeme nicht dauerhaft anerkannt werden.

Ausblick

In diesem Beitrag wurde gezeigt, wie technische Systeme die Fähigkeit zu lernen erhalten können. Neuronale Netzwerke erlauben ein sogenanntes „Tiefes Lernen“ („Deep Learning“), welches zu ganz erstaunlichen Ergebnissen führt. Spracherkennung und Handschriftenerfassung wären ohne diese Technik genauso wenig möglich wie etwa die fahrerlose Steuerung eines Automobils.

Maschinen und Computer sind dem Menschen inzwischen in vielen Bereichen überlegen. Das Schachspiel, Poker oder Go sind nur einige Beispiele. Noch ist man von einer Allgemeinen Künstlichen Intelligenz, welche alle oder zumindest die meisten geistigen Leistungen des Menschen ersetzt, relativ weit entfernt. Bei der aktuellen Entwicklungsgeschwindigkeit ist das Erreichen einer Allgemeinen KI jedoch nur eine Frage der Zeit.

Bislang wurden neuronale Netze überwiegend als Software in klassischen Computern realisiert. Der nächste Schritt ist, auch die Hardware als neuronale Struktur aufzubauen. Erste Komponenten mit dieser Technologie sind bereits verfügbar. Noch werden sie hauptsächlich zur Gesichtserkennung und in Fingerabdrucksensoren moderner Smartphones eingesetzt. In Kürze werden die sogenannten „Neuromorphen Chips“ jedoch in vielen weiteren Gebieten der modernen Technik ihren Einzug halten. Der nächste Artikel wird sich genauer mit diesem hochaktuellen Forschungsgebiet befassen. **ELV**

Ihr Feedback zählt!

Das ELV Journal steht seit 40 Jahren für selbst entwickelte, qualitativ hochwertige Bausätze und Hintergrundartikel zu verschiedenen Technik-Themen. Aus den Elektronik-Entwicklungen des ELV Journals sind auch viele Geräte aus dem Smart Home Bereich hervorgegangen.

Wir möchten uns für Sie, liebe Leser, ständig weiterentwickeln und benötigen daher Ihre Rückmeldung: Was gefällt Ihnen besonders gut am ELV Journal, welche Themen lesen Sie gerne, welche Wünsche bezüglich Bausätzen und Technik-Wissen haben Sie, und was können wir in Zukunft für Sie besser machen?

Senden Sie Ihr Feedback per E-Mail an:

redaktion@elvjournal.de

oder per Post an:

ELV Elektronik AG, Redaktion ELV Journal
Maiburger Str. 29–36, 26789 Leer, Deutschland

Vorab schon einmal vielen Dank vom Team des ELV Journals

