

Künstliche Intelligenz – eine Standortbestimmung

16.03.2018 | 15:00 Uhr | Prof. Dr. Klaus-Robert Müller, Dr. Alexander Bauer, Felix Brockherde

Artikel empfehlen:



Felix Brockherde

Felix Brockherde ist Co-Founder und Geschäftsführer der P3 Dualspace [Mehr](#)

Künstliche Intelligenz (KI) verspricht die nächste Revolution: Selbstlernende Algorithmen sollen den Menschen in vielen Gebieten unterstützen, wenn nicht gar ersetzen. Millionen von Arbeitsplätzen seien in Gefahr, sagen die einen, die anderen träumen von einer voll digitalisierten und intelligenten Welt der Algorithmen. Was kann die Künstliche Intelligenz heute tatsächlich schon und welche Methoden sind erfolgversprechend? Ein Blick in die KI-Szene.



[Vergrößern](#) Was kann Künstliche Intelligenz heute tatsächlich schon?

© Fotolia/Jürgen Fälchle

Keine Woche vergeht ohne weiteren Tipping Point, bei denen KI-Methoden besser als der Mensch werden. Algorithmen können nun besser Bilder erkennen, Texte zusammenfassen, Verkehrszeichen interpretieren, Fahrzeuge lenken als der Mensch. Und sie können auch besser Stimmen imitieren oder Menschen in Videos vertauschen – Fake

Porn lässt grüßen. Ist ein solcher Tipping Point erreicht, dann sorgt die unablässige Steigerung von Rechenpower, Bandbreiten und Speicherplatz dafür, dass der Vorsprung der Algorithmen immer größer wird.

Hinter diesen Erfolgen stehen Methoden der „[Künstlichen Intelligenz](#)“. KI-Methoden wollen Probleme lösen und Lernvorgänge abbilden, und zwar in gewisser Weise „mensenähnlich“ oder „kognitiv“: Eine Wissensbasis muss aufgebaut werden, Muster und Beziehungen zwischen Objekten werden erkannt, aus bereits bekannten werden zukünftige Ereignisse vorgesagt. Und aus den Fehlern werden Rückschlüsse zur Optimierung der Vorhersagen gezogen.

In der Teildisziplin des Maschinellen Lernens (ML) geschieht diese Problemlösung automatisiert und nicht vom Menschen vorprogrammiert. In diesem Lernprozess liegt der Schlüssel für den Durchbruch.

Die ersten Schachcomputer arbeiteten noch stur die Spielregeln ab, um den besten Zug zu finden. Die Expertensysteme der 80er und 90er Jahre versuchten, mit explizit vorgegebenen Regelwerken und strukturierten Datenbanken zu Entscheidungen zu gelangen.

Die Erfolge waren recht bescheiden. Als Haupthindernis stellte sich vor allem heraus, dass die Komplexität der Regel- und Wissensbasis schnell zu hoch wurde (Millionen von Regeln sind unübersichtlich). Um komplexe Probleme zu lösen, mussten genauso komplexe Systeme gebaut, gewartet, parametrisiert, getestet werden. Und die Geschwindigkeit, diese Systeme zu perfektionieren, war nicht hoch genug, um wirklich Mehrwert zu bringen.

Ein weiteres Problem waren die aus heutiger Sicht beschränkten Möglichkeiten zur Speicherung, Verarbeitung und vor allem die Verfügbarkeit massiver Daten. Die Übersetzung von Sprachen zum Beispiel war auf diese Weise nicht zufriedenstellend zu lösen: Hohe Komplexität, Mehrdeutigkeiten, tausende von Wörtern, verschachtelte Syntax – das ging regelbasiert suboptimal.

Von Regeln zum Machine Learning

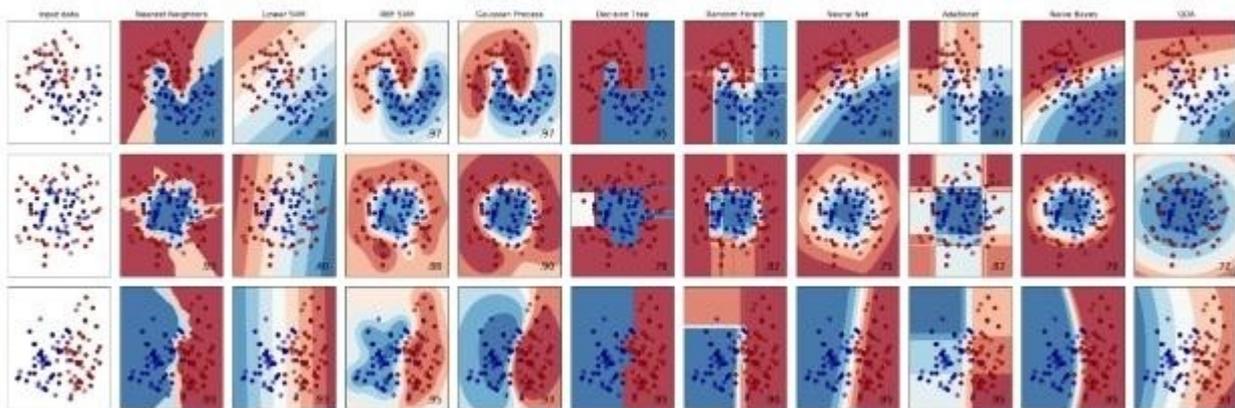
Machine Learning dreht nun den Spieß um: Nicht der Mensch gibt die Struktur vor, sondern die Lernmaschine erarbeitet sich die Struktur der Daten selber, Regeln stehen dabei nicht im Vordergrund. Ein kleines Kind lernt Sprache nicht, indem man ihm die Grammatik erklärt – es fängt an, die innere Struktur der gehörten Sprache zu imitieren und entschlüsseln. Damit das funktioniert, ist viel Training mit vielen Beispieldaten notwendig. Oder mathematisch betrachtet: Die ML-Algorithmen sind nichts anderes als beispielsweise komplexe Gleichungssysteme und Funktionen mit vielen Parametern, die anhand der Trainingsdaten eingestellt und optimiert werden müssen.

Ziel des Maschinellen Lernens ist immer, zu generalisieren, das heißt aus einer Menge bekannter Daten die unterliegenden Regelmäßigkeiten so zu schätzen, dass neue, nie gesehene Daten ebenfalls gut vorhergesagt werden können. Mit anderen Worten: Struktur wird aus den Daten so extrahiert, dass sie übertragbar ist.

Der Fundus der ML-Methoden ist dabei recht groß. Sie lassen sich in verschiedene Schubladen stecken, die unüberwachten (Label nicht vorhanden) und überwachten Methoden (Label vorhanden). Die Klassifizierer ordnen Datensätze Kategorien zu. Die Regression sagt zukünftiges Verhalten voraus. Die Clusterer gruppieren ähnliche Fälle zusammen. Die Recommender faktorisieren riesige Matrizen und quantifizieren dadurch persönliche Interessen.

Typische Aufgaben sind auch die Reduzierung der Komplexität und Dimensionalität, die Auswahl und Parametrierung von Modellen oder das Ermitteln und Normalisieren sogenannter Features in den Daten – den Größen, die die Entscheidungsgrundlage für den Algorithmus sein werden, sowie die Visualisierung komplexer Daten.

Das Finden der richtigen Features ist dabei meist eine anspruchsvolle Aufgabe.



© scikit-learn developers

Vergößern Beispiel für verschiedene Klassifizierer anhand von drei verschiedenen angeordneten Punktmengen (linke Spalte). Je Auswahl nach Klassifizierer (Spalten) werden sehr unterschiedliche Zuordnungen vorgenommen.

© scikit-learn developers

Ab ins Fitness-Studio

Auch in der Art des Trainings gibt es verschiedene Vorgehensweisen. Generell benötigen ML-Algorithmen eine Trainingsphase, in der die Parameter anhand von Beispieldaten richtig eingestellt werden. Meist wird vom verfügbaren Datensatz ein Teil für das Training verwendet und der noch unbekannte Teil dann zum Test des Algorithmus, um seine Generalisierungsfähigkeit abzuschätzen.

Lernt der Algorithmus supervised, so muss für jeden Datensatz mitgeliefert werden, was er bedeutet oder was die richtige Antwort ist. „Das hier ist ein Hund, das auch, aber jenes ist eine Katze.“ Die Algorithmen passen darauf ihre Parameter an, um ein optimales Ergebnis für neue Daten zu erhalten. Und hier liegt der Hund begraben: Was heißt „optimal“?

Die erste Frage ist, welche Art von Fehlern man minimieren möchte. Nehmen wir einen Algorithmus, der erkennen soll, ob sich auf einem Röntgenbild ein Tumor befindet. Soll der Algorithmus sicher alle Tumoren erkennen und lieber auch einmal einen Fehllarm auslösen als einen zu übersehen? Ist eine Fehllarm-Quote von 50 Prozent aber akzeptabel?

Zielgrößen wie „false negative“ oder „false positive“ müssen für jeden Anwendungsfall definiert werden. Diese Zielgrößen haben auch entscheidenden Einfluss darauf, wie gut sich der Algorithmus im wahren Leben – außerhalb der Trainingsdaten – bewegt, wenn also Echtdateen bearbeitet werden.

Die Fähigkeit zur Übertragung der Eigenschaften von Trainingsdaten auf die Echtdateen wird wie oben schon bemerkt Generalisierung genannt. Bildlich gesprochen: Ein Algorithmus, der im ‚Fitnessstudio‘ perfekte Übungen absolviert, mag oft schlecht im Zehnkampf draußen sein.

Lernen geht auch unsupervised: Der Algorithmus findet hierbei eigenständig heraus, welche Strukturen in den Datensätzen verborgen sind. Welche Datensätze sind sich „ähnlich“? Aber auch hier gilt wieder: Ähnlichkeit muss vorher definiert werden über Metriken, die Abstand oder Nähe zweier Datenpunkte voneinander definieren.

Selber groß

Neben dem supervised und unsupervised learning gibt es zwei weitere Trainingsmethoden, die sich als besonders erfolgreich erweisen. Beobachten wir ein Kleinkind, wie es die Welt entdeckt, so wird klar, dass es neben dem Lernen am Beispiel anderer auch versucht, innerhalb der ihm zugänglichen Umgebung Verhaltensweisen auszuprobieren. So lernt es, die Konsequenzen von Situationen und Aktionen einzuschätzen. Wer als Kind einmal auf die heiße Herdplatte gefasst hat, lernt gleichzeitig, sich von anderen sehr warmen Regionen fernzuhalten – denn nach warm folgt wohl heiß und dann tut es weh.

Reinforcement learning imitiert diesen Lernprozess. Der Algorithmus kann in einer definierten Umgebung Aktionen auslösen und Systemzustände verändern. Jeder neue Zustand wird entweder belohnt oder bestraft. Daraus lässt sich nicht nur ableiten, welche nächste Aktion gut oder schlecht ist – auch den Systemzuständen selber kann eine positive oder negative Tendenz zugeschrieben werden.

Recht einleuchtend ist dies zum Beispiel bei der Steuerung eines Flugzeugs. Wenn das Flugzeug zu langsam fliegt, reißt die Strömung ab, was kurze Zeit später zu einer recht ungünstigen Rückkopplung führt. Damit sind auch Flugzustände, in deren Folge das Flugzeug später zu langsam werden wird, ebenfalls ungünstig.

Lernen auf der grünen Wiese

Die vierte Variante zu lernen bekam Ende 2017 eine hohe Aufmerksamkeit durch eine neue Variante eines Go-Algorithmus. Bereits 2015 hatte ein Team von Deep Mind den Algorithmus [Alpha Go](#) für das Brettspiel Go trainiert, das durch seine extreme Komplexität bislang als schwer beherrschbar galt. Dabei waren dem Algorithmus zum

Training noch bereits bekannte Spielzüge vorgesetzt worden – am Ende besiegte Alpha Go den weltbesten Spieler.

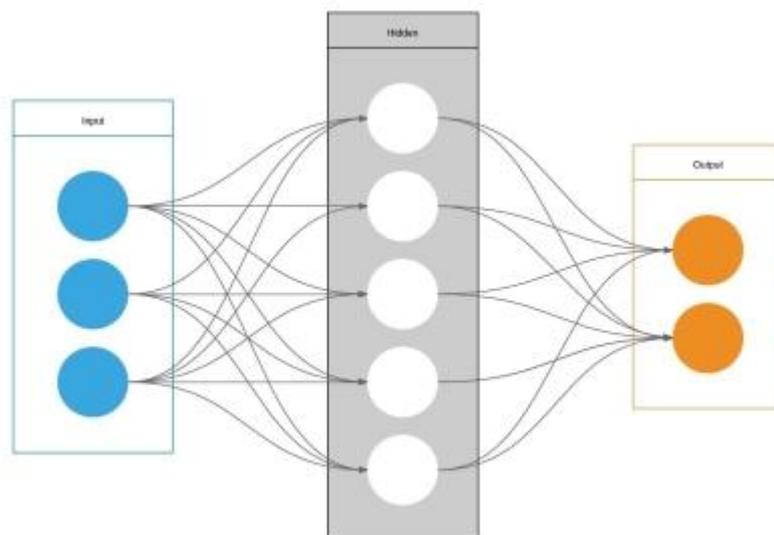
Ende 2017 dann der nächste Paukenschlag: In der neuen Variante [Alpha Zero](#) lernte der Algorithmus nun alles, indem er allein gegen sich selber spielte. Keine menschlich erzeugte Wissensbasis mehr – die Spielregeln reichten aus, um nach bereits wenigen Stunden alles zu schlagen, was vorher an Schach- oder Go-Programmen auf dem Markt war. Hinter diesem bemerkenswerten Erfolg stecken adverseriale Netze, die zu einer bestimmten Klasse von KI-Algorithmen gehören: den Neuronale Netze.

Allzweckwaffe Neuronale Netze

Ganz offensichtlich scheint die neuronale Struktur unseres Gehirns recht gut für die Aufgaben der physischen Welt, in der wir leben, geeignet zu sein. Seit den 1960er Jahren wird daher versucht, das Gehirn sehr stark vereinfacht nachzubilden: Neuronen und Synapsen werden durch Knoten und die Verbindungen dazwischen simuliert.

Auch wenn die neuronalen Netze der KI heute nur noch wenig mit unserem Gehirn zu tun haben, kann man sich vorstellen, dass beim Training die Stärken dieser Verbindungen so eingestellt werden, dass aus den Eingangssignalen die gewünschten Prädiktionsergebnisse möglichst gut vorhergesagt werden. Die Gestaltungsmöglichkeiten, wie die Knoten in Schichten angeordnet und verbunden werden, sind dabei sehr groß.

Das einfachste Neuronale Netz hat drei Schichten: Die Eingabe-Schicht entspricht der Struktur der Eingangsdaten, zum Beispiel der Anzahl Pixel eines Bildes. Die Ausgabe-Schicht bildet die Struktur der Ergebnisse ab, zum Beispiel 10 Knoten, die für die Ziffern von 0 bis 9 stehen. Dazwischen liegt ein „Hidden Layer“, der die Verknüpfung zwischen Ein- und Ausgabe herstellt. Die Anzahl dieser Hidden Layers, die Anordnung der Knoten und auch die Modellierung der Verbindungen sind Parameter, um die Netze möglich effizient zu machen. Viele „Hidden Layer“ ergeben ein tiefes Neuronales Netz (man spricht von deep learning).



[Vergrößern](#) Das einfachste Neuronale Netz besteht aus drei Schichten.

Nach der ersten Begeisterung in den 1980er bis 2000er Jahren wurde es allerdings sehr still um die Neuronale Netze – bis die Computerspiele-Industrie durchstartete. Danke, Spielkonsolen!

Einer der Bremsklötze war jahrelang die unzureichende Rechenpower gewesen. Obwohl sich die Leistung der CPUs weiterhin an das Mooresche Gesetz (Verdoppelung alle 18 Monate) gehalten hatte, konnten sie den massiven Anforderungen des Machine Learnings immer noch nicht gerecht werden.

Die Ursache dafür liegt in der Architektur der Prozessoren: Während die regulären CPUs darauf getrimmt sind, skalare Daten (Zahlen) sehr schnell zu verarbeiten, brauchen die meisten ML-Algorithmen eine massive Verarbeitung von Matrizen. Und das können interessanterweise die GPUs von Spielkonsolen besonders gut. Ihre Graphics Processing Units sind darauf optimiert, genau solche komplexen Daten extrem schnell zu verarbeiten.

Mit dem daraufhin einsetzenden Höhenflug des Neuronale Netze ging auch die Spezialisierung der HW (Hardware) weiter. Google entwickelte veröffentlichte 2017 die zweite Generation einer Tensor Processing Unit speziell für ML-Anwendungen wie Tensorflow, Handyhersteller wie [Huawei](#) integrieren in ihre Smartphones speziell für ML optimierte Chips. Die Rechenleistung ist dabei enorm: Googles TPU schafft einzeln bereits 180 TFlops und als Cluster zusammengeschaltet 11,5 PFlops. Das ist fast 150 Millionen Mal schneller als der erste Supercomputer – die Cray-1A aus dem Jahre 1976.

Ab in die Cloud

Wer heute selber Neuronale Netze nutzen und trainieren möchte, braucht sich um Software und Hardware sowieso wenig Gedanken zu machen. Cloud-Plattformen wie [Amazon](#) Web Services (AWS, MXNET) oder Googles Colab liefern Methodik und Rechenpower frei Haus. Insbesondere Googles Tensorflow ist dabei ein beliebter Kandidat für einen schnellen Einstieg ins Thema.

Zur Ansteuerung bietet sich beispielsweise die auf Python basierende Bibliothek Keras an. Eine komplette Implementierung einer KI-Anwendung ist auf diese Weise innerhalb von einer Handvoll Code-Zeilen möglich, die notwendige Rechenkraft lässt sich in der Cloud großzügig skalieren. Machine-Learning-Methoden sind damit heute bereits Standard-Ware – die Kunst liegt nicht in der Verfügbarkeit, sondern in der Auswahl, der Modellierung, dem Training und der spezifischen Anwendung.



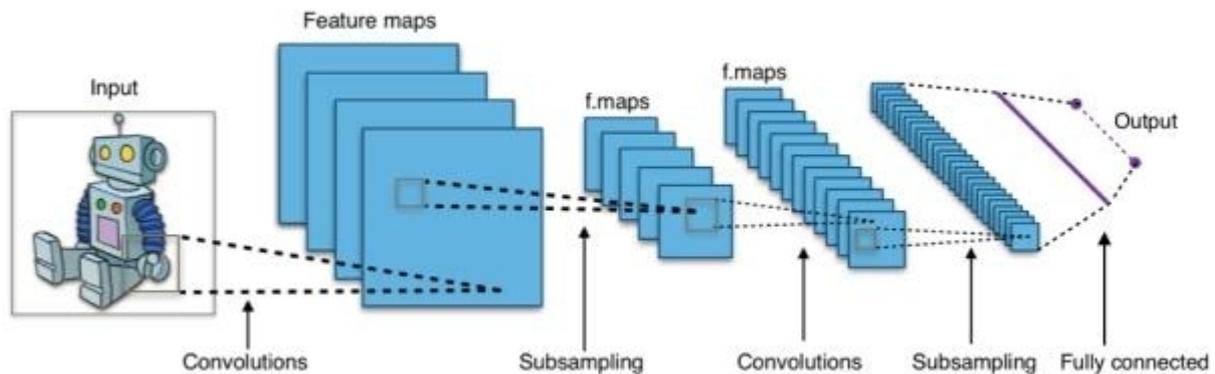
Vergrößern Das Erkennen von Objekten ist für Standard-Objekte „out of the box“ möglich.

© P3 Dualspace

Tiefes Lernen...

Die eigentlichen Superstars der Szene sind die Neuronale Netze, die sich unter dem Schlagwort „Deep Learning“ ausbreiten (erste tiefe neuronale Netzwerkstrukturen gab es übrigens bereits in Fukushimas Neocognitron (1980)). Sie haben besonders viele („tiefe“) Schichten im Vergleich zu den „shallow“ Netzen. Populär wurden sie, als das 2010 gegründete und 2014 von Google übernommene Startup Deep Mind zeigte, dass auch ein selbstlernender Algorithmus ohne wesentliche Vorkenntnisse den Menschen in kurzer Zeit schlagen kann.

Ein einfaches Neuronales Netz mit drei Schichten (Input, Hidden Layer, Output) kann bereits Klassifikationsaufgaben wie das direkte Zuordnen von Ziffern gut lösen. Für komplexere Strukturen reicht das jedoch nicht aus. Die Fähigkeiten des Netzwerks müssen durch weitere Schichten und Knoten erweitert werden. Eine durch die biologischen Strukturen der Bildverarbeitung im Gehirn inspirierte Netzwerk-Architektur sind dabei Convolutional Neural Networks (CNN oder Convnet).



© Aphex34 (Own work)

Vergrößern Struktur eines Convolutional Networks.

© Aphex34 (Own work)

Bei der Verarbeitung eines Bildes kann jedes Pixel relevante Informationen erhalten. Wenn sich alle Knoten der inneren Schichten mit jedem Pixel in der Eingangsschicht verbinden, so muss aber eine enorm hohe Anzahl von Verbindungsgewichten gelernt werden. CNNs lösen dieses Problem, indem sie Knoten so bündeln, dass jeder Bereich nur einen bestimmten Ausschnitt der Eingangsschicht lernt – so wie Neuronen, die für ein bestimmtes Gesichtsfeld zuständig sind. Die gebündelten Knoten überlappen sich teilweise und werden ergänzt durch Schichten, die voll vernetzt sind. So können sie geometrische Muster erkennen. CNNs werden vor allem in der Verarbeitung von Bildern, Videos und Sprache eingesetzt.

... mit Gedächtnis

Leider haben aber auch diese Netze einen gravierenden Nachteil: Ihre Knoten haben kein Gedächtnis. Das Netz lernt keine zeitlichen Zusammenhänge, jeder Eingangszustand wird völlig unabhängig von seiner Vorgeschichte bewertet. Viele Probleme der realen Welt sind zeitlich jedoch stetig, die Vorgeschichte der Eingangssignale liefert wichtige Informationen über den aktuellen Zustand. Ein Objekt in einem Videostream bewegt sich von Frame zu Frame, ein gesprochenes Wort besteht aus einer zeitlich zusammenhängenden Lautfolge.

Recurrent Neural Networks (RNN) lösen dieses Problem, indem sie nicht nur das Eingangssignal verarbeiten, sondern zusätzlich die inneren Zustände des Netzwerks vom Eingangssignal davor. Diese „inneren Zustände“ sind nichts anderes als die Gewichtungsfaktoren der einzelnen Netzwerkknoten in den Schichten zwischen Ein- und Ausgangsschicht. Sie sind sozusagen der Geisteszustand des Netzwerks und bilden ab, auf welche Weise das Netz zu seiner Entscheidung kommt. Die Entscheidung des Netzwerks hängt nun also nicht mehr nur vom aktuellen Eingangssignal ab, sondern auch davon, was das Netz direkt davor gesehen und „gedacht“ hat. Damit wird die Leistungsfähigkeit für zeitlich kontinuierliche Signale deutlich erhöht.

Die Kunst des gezielten Vergessens

Wenn ein solch rückgekoppeltes Netz trainiert wird, stößt man jedoch auf ein gravierendes Problem. Nehmen wir als Analogie das Lesen dieses Textes: Um diesen Satz hier verstehen zu können, hilft es Ihnen, wenn Sie sich an den bisherigen Verlauf des Artikels erinnern. Kontraproduktiv wäre jedoch, wenn dabei jedes einzelne Wort, jeder einzelne Buchstabe gleich präsent wäre. Die Reduktion des vorher Gelesenen auf die wichtigen Aspekte ist notwendig – daher machen wir uns ja auch Notizen.

Beim Training Neuronaler Netze passiert etwas Ähnliches – mathematisch gesprochen bekommt man ein Gradientenproblem bei der sogenannten Backpropagation, die für die Bestimmung der Knotengewichte beim Training angewandt wird. Wird dem Netz das Bild einer Katze gezeigt, so soll auch eine Katze erkannt werden, aber kein Hund. Die Abweichung vom gewünschten Ergebnis wird dann zurückverfolgt („Backpropagation“) und die Gewichte der Verbindungen so lange verändert, bis der Zuordnungsfehler kleiner und kleiner wird.

Werden nun ständig alle vorherigen Informationen berücksichtigt und mitgeschleppt, so werden die relevanten Informationen verwässert und reichen nicht mehr aus, um die entscheidenden Knoten ausreichend zum „Feuern“ zu bringen. Eine Lösung dafür wurde 1996 gefunden: Die [Long-Short-Term-Memory-\(LSTM\)-Netze](#) behalten die wichtigen Informationen der Vergangenheit und vergessen gezielt die unwichtigen. Das Netz macht sich gewissermaßen Notizen, was in der Vergangenheit wichtig war.

LSTMs sind heute die Arbeitspferde und Grundlage von Siri, Alexa und Co. Ihre Stärken spielen sie bei der Erkennung von Sprache, Bildern und Videos besonders aus. Ein Kurzzeitgedächtnis hilft beim Verständnis von Rhythmen, Grammatik, der Bewegung von Robotern, aber auch bei der Vorhersage von Zeitreihen.

Verstehen wir unsere Maschinen noch? Je mehr intelligente Maschinen Aufgaben und Entscheidungen übernehmen, desto kritischer wird die Frage: Machen sie das auch richtig?

Beim Trainingsprozess wird der Algorithmus zunächst mit den Trainingsdaten angelernet, dann auf die Testdaten losgelassen und geschaut, ob das Ergebnis gut genug ist. Nur – waren die Trainingsdaten gut genug? Und werden die realen Daten ausreichend ähnlich zu den Trainingsdaten sein? Was passiert, wenn ein autonomes Fahrzeug mit europäischen Daten trainiert wurde und zum ersten Mal auf eine Giraffe trifft?

Eine ähnliche Fragestellung ist, ob der Machine-Learning-Algorithmus unbemerkt voreingenommen ist, ob er einen Bias gelernt hat, der die Entscheidungen verfälscht. Generell gilt leider: Einen Bias gibt es immer. Aber kennen wir ihn? Und ist er auch akzeptabel?

Was passiert, wenn ein Algorithmus sich aus der Wohnadresse und Einkommensstruktur Hilfsgrößen rekonstruiert, die wir aus Sicht der Diskriminierungsfreiheit bewusst ausgeblendet haben?

Es ist noch offen, wie wir gesellschaftlich damit umgehen werden und ob etwa Algorithmen einer Regulierung unterworfen werden. Die Anforderungen an die Betreiber sozialer Netzwerke, um sog. Fakenews zu unterbinden, sind erste Beispiele in diese Richtung.

Schau mir in die Augen

Es gibt aber auch Hoffnung: Kein Algorithmus ist eine Black Box. Wir reden über Gleichungssysteme und Funktionen, nur eben mit sehr vielen Parametern. Daher ist das Bewerten etwa eines Neuronalen Netzes durch bloßes „Hinschauen“ zwar kaum möglich. Sehr wohl aber gibt es Methoden, die unter dem Begriff „Explanation“ ermöglichen, die Gründe für eine Entscheidung eines Neuronalen Netzes aufzudecken. Der Algorithmus erkennt zu Recht, dass dieses Foto ein Pferd darstellt. Aber woran hat er das festgemacht?

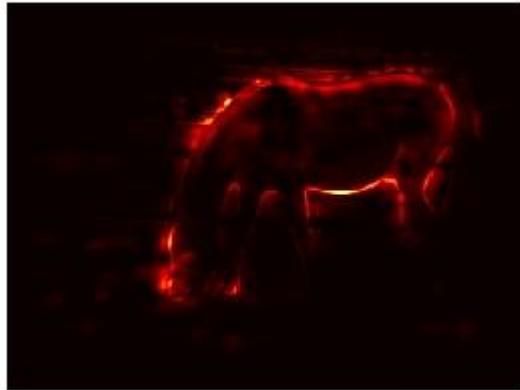
Viele Beispiele zeigen, dass zwar das Ergebnis richtig sein kann, nicht aber unbedingt der Grund dafür. Das bedeutet: Sobald statt des Trainingsdatensatzes echte Daten verwendet werden, können Fehlentscheidungen unerwartet auftauchen.



© P3 Dualspace

Vergrößern Verfahren zur Explanation können den Entscheidungsprozess von neuronalen Netzwerken transparent machen.....

© P3 Dualspace



Vergrößern Aufgrund welcher Eigenschaften des Bildes hat sich der Algorithmus für „Pferd“ entschieden?

© P3 Dualspace

Genies oder Fachidioten?

Die plakativsten Berührungspunkte zu Machine-Learning-Algorithmen sind sicherlich die Sprachassistenten-Systeme, die zunehmend präsenter auf dem Markt werden. Von einer Bedienungshilfe für das Smartphone sind sie zu einer eigenständigen Klasse von Geräten geworden, die im Haushalt mitlauschen und per Sprache Funktionen ansteuern, für die bislang ein Hardware-Device benötigt wurde. Die Bedeutung des Smartphones als zentrale Schnittstelle soll so in Zukunft abnehmen.

Damit ein solcher Chatbot funktioniert, benötigt er verschiedene Bausteine. Die Spracherkennung als solches funktioniert heute bereits erstaunlich gut, selbst in Umgebungen mit massiven Störgeräuschen können verschiedenste Sprecher ohne vorheriges Anlernen meist gut „verstanden“ werden.

Der zweite Schritt – die Übersetzung des verstandenen Textes in Intentionen und Anweisungen sowie die Generierung eines passenden Gesprächsfadens - ist jedoch eine viel schwierigere Aufgabe. Hier sind die Erfahrungen mit Chatbots noch sehr ernüchternd; bereits bei alltäglichen Konversationen und Anforderungen strecken alle ihre Waffen. Was bislang funktioniert, sind spezifische Bots, die beispielsweise den Startdialog in einem Call-Center automatisiert führen und damit ein Routing und Priorisierung der Kundenanfragen erzielen.

Bedingt erfolgreich sind auch Bots, die auf Basis einer strukturierten Q&A-Datenbasis Anfragen zu definierten Antworten wiedergeben können.

Alles andere jedoch ist noch weit davon entfernt, den Turing-Test zu bestehen, sobald der Korridor des trainierten Fachgebiets verlassen wird: Kann ein Mensch im Dialog den Algorithmus noch als solchen erkennen?

Noch keine KI ohne Kindergärtner

Kehren wir zurück zur großen Frage vom Beginn des Artikels: Die [KI als Weltbedrohung](#) , starke KI auf Augenhöhe mit der menschlichen Kreativität?

Noch gibt es keinen harten Beleg dafür, dass dies tatsächlich geschehen wird. Alle KI-Methoden müssen bislang noch von Menschen programmiert und überwacht werden. In manchen einfachen Einzeldisziplinen könnten wir schon in Kürze deutlich weniger Menschen einsetzen. Dies kann auch gesellschaftliche Vorteile haben, ersetzt die KI doch vor allem eintönige Arbeiten.

Das große Spiel ist aber die Frage, ob es uns gelingt, Algorithmen, die sich eigenständig weiterentwickeln, auch auf breiter Front nutzbringend mit dem Menschen gemeinsam in Arbeitsumgebungen einzusetzen. Denn menschliche und künstliche Intelligenz ergänzen sich prima.

Bildnachweise:

scikit-learn developers:

http://scikit-learn.org/stable/auto_examples/classification/plot_classifier_comparison.html

LearnDataSci: Bild über <https://commons.wikimedia.org/w/index.php?curid=49369360> mit Quellenangabe [LearnDataSci](#)

Aphex34 (Own work): Bild über [Typical_cnn.png:Wikimedia Common](#)

Künstliche Intelligenz verbessert Kundenservice

Oliver Oursin
13-15 Minuten

Viele Experten erwarten, dass Künstliche Intelligenz (KI) als Auslöser der Vierten Industriellen Revolution, die wir gerade erleben, Wirtschaft und Gesellschaft noch stärker beeinflussen wird als die Erfindung des Internets.



[Vergrößern](#) KI entlastet Service-Mitarbeiter

© Fotolia/phonlamaipphoto

Viele KI-basierte Anwendungen, allen voran diejenigen der großen digitalen Plattformen wie Amazon, Google oder Facebook, haben inzwischen ganz selbstverständlich Einzug gefunden in den Alltag jedes Menschen, der Smartphone oder Internet nutzt.

Gleichzeitig existieren Unsicherheiten, sowohl auf Seiten der Verbraucher als auch bei den Unternehmen. Angesichts dessen, dass alle bisherigen industriellen Revolutionen das Leben des Menschen deutlich verbessert haben – weniger körperlich anstrengende Arbeit im Beruf und im täglichen Leben bei gleichzeitig steigendem Wohlstand, Komfort, Gesundheit und



[Sicherheit](#) – empfiehlt es sich, auch jetzt positiv in die Zukunft zu sehen.

KI plus X

Viele Unternehmen sind unsicher, wie sie KI heute bereits zu ihrem Vorteil nutzen können. Zunächst müssen die Voraussetzungen dafür geschaffen werden. Denn KI existiert nicht als isoliertes Werkzeug. Es ist vielmehr ein Mittel zum Zweck, also KI plus X, wobei X für eine konkrete Fragestellung oder Aufgabe, zumeist innerhalb eines Ablaufs, steht.

KI lebt dabei von drei wesentlichen Elementen:



[Daten](#), Algorithmen und der konkreten Aufgabe. Es bedarf also eines qualifizierten, einheitlichen Datenpools, aus dem der Algorithmus lernen kann, um die gestellte Aufgabe zu lösen. Das Wesen von KI ist dabei, den Menschen zu unterstützen: durch zusätzliche Fähigkeiten oder die Automatisierung wiederkehrender Aufgaben und Fragestellungen.

Ein gutes Beispiel ist Image Recognition, die automatische Bilderkennung. Für die [Analyse einer Röntgenaufnahme](#) existiert Input x in Form von Aufnahmen und MRT-Aufzeichnungen in schierer Menge. Der Algorithmus lernt, indem er mit unzähligen Informationen gefüttert wird, Abweichungen zu erkennen. In Kooperation mit dem Urteil eines erfahrenen Radiologen lassen sich so Diagnosen schneller und zuverlässiger stellen.

Neue Kompetenzen

Gleichzeitig drehen sich weite Teile der Diskussion bedauerlicherweise auch bei KI um ihr vermeintliches Jobvernichtungspotenzial. Dieses Vorurteil hat sich schon früher als Unfug erwiesen. Heute stehen beispielsweise mehr Menschen in der Kfz-Industrie in Lohn und Brot als vor der Automatisierung von Fertigungsstraßen.

Noch weiter zurück, als die Agrarwirtschaft automatisiert wurde, fürchtete man ebenfalls eine neue Armutswelle heranrollen. Doch was ist stattdessen passiert? Wohlstand und Freizeit haben unter anderem zur Entstehung des Multi-Milliardenmarktes des Tourismus geführt, der heute Millionen von Menschen versorgt und Berufsbilder geschaffen hat, die zuvor undenkbar waren.

Gleichzeitig lässt sich mit KI heute jeder Beruf automatisieren – zumindest teilweise. So zum Beispiel in [Vertrieb, Marketing und Kundenservice](#). Und was glauben Sie? Wenn ein Vertriebsteam dank KI-gestützter Tools einen Effizienzgewinn von 50 Prozent erzielt – wird der Vertriebschef dann die Hälfte seiner Mannschaft entlassen? Oder lieber mehr verkaufen?

Laut einer aktuellen [McKinsey-Untersuchung](#) sind derzeit knapp fünf Prozent der Arbeitnehmer in [Jobs](#) beschäftigt, die sich mittelfristig vollständig automatisieren lassen. Den Löwenanteil machen rund 60 Prozent der Berufe aus, bei denen 30 Prozent der Tätigkeiten automatisiert werden. Für die Arbeitnehmer in diesen Rollen wird das Leben einfacher und angenehmer. Der Roboter entlastet schon heute an der Fertigungsstraße von körperlich anstrengenden Tätigkeiten. Der Mensch erhält mehr Zeit, sich neue Kompetenzen anzueignen, es werden unzählige neue Berufe entstehen, die auf der menschlichen Kreativität, Intuition und Empathie aufbauen.

Aufwertung von Berufsbildern

Besonders im Kundendienst hilft KI, die erforderlichen Daten zu einer Kundenanfrage völlig automatisch und kontextbasiert auf den Bildschirm zu bekommen. Der Kunde wird schneller und besser erkannt, der



Service-Fall deutlich schneller gelöst. Lästige Standards erledigt der Chat-Bot komplett. Denn durchschnittlich 80 Prozent aller Kontakte zu Service-Centern drehen sich um allenfalls eine Handvoll vorhersehbarer Ursachen: Adress- oder Kontowechsel, die Umbuchung eines Flugs bei Airlines, die planbare Terminanfrage für einen



TÜV-Termin oder die professionelle Zahnreinigung. Deshalb sind sowohl der Vorwurf an den „dummen Bot“ als auch die Dämonisierung als Arbeitsplatzvernichter hinfällig: Denn diese einfachen Tätigkeiten kann ein Bot bestens selbstständig lösen, bei null Wartezeit für den Kunden.

So könnten Unternehmen auf die Idee kommen, ihren oft noch als reinen Kostenfaktor betrachteten Kundendienst zu verkleinern. Das werden jedoch voraussichtlich nur wenige tun und höchstwahrscheinlich keinen nachhaltigen Erfolg damit erzielen. Denn Service ist elementarer Bestandteil des Kundenerlebnisses, das aufgrund immer vergleichbarer Qualitäten und Preise im globalen Wettbewerb zu einem immer wichtigeren Differentiator wird. Sobald ein Anliegen komplexer und individueller wird, übergibt der Bot nahtlos an den menschlichen Service-Mitarbeiter.

Der Bot hat im Vorfeld bereits die grundlegenden Daten erfasst, kann dem Service-Mitarbeiter die Kundeninformationen sowie die im konkreten Kontext relevanten Informationen bereits auf dem Monitor präsentieren, so dass der Kunde direkt abgeholt wird. Fortschrittliche Service-Bots können dabei auch durch Spracherkennung die

Stimmung des Kunden erkennen und den menschlichen Kollegen darauf vorbereiten. Und dieser kann mit den exklusiv menschlichen Fähigkeiten Kreativität, Intuition und Empathie aus einem Service-Fall eine positive Kundenerfahrung machen.

Viel wahrscheinlicher ist also, dass die Rolle des Service und somit auch der Beruf des „Call Center Agents“ aufgewertet wird, indem dort wertvolle Beiträge zur Kundenzufriedenheit oder für Cross- und Upselling-Potenziale entstehen. Und am Ende profitiert der Kunde.

[Wie Künstliche Intelligenz unseren Alltag verändert](#)

[Hype vs. Realität: Künstliche Intelligenz kann viel, aber nicht alles](#)

Künstliche Intelligenz, Open Source schafft Vertrauen

Rafael Laguna

11-13 Minuten

Wach auf, Neo. Folge dem weißen Kaninchen – oder warum wir bei KI besser auf Offenheit und damit auf Software setzen sollten, die wir auch verstehen können.



[Vergrößern](#) Künstliche Intelligenz: Größter Erfolg der Menschheit oder schlimmstes Ereignis in der Geschichte unserer Zivilisation?

© Fotolia / Weissblick

Am Anfang der Matrix-Filmtrilogie erhält der Filmheld Neo (Keanu Reeves) die geheimnisvolle Nachricht auf seinem Computer: „Wake up Neo. Follow the white rabbit. The Matrix has you.“

Die Filme zeigen den Kampf des Helden und seiner Freunde gegen eine gewaltige, außer Kontrolle geratene Maschine mit [Künstlicher Intelligenz](#), die die Körper nahezu aller Menschen zur eigenen Energiegewinnung nutzt. Während die Menschen in einer Art Brutkasten hilf- und willenlos dahinvegetieren, glauben sie weiterhin, dass sie ein reales Leben haben – wobei sich lediglich ihre Gedanken in einer computergenerierten Traumwelt bewegen, der Matrix.

Als der Film im Jahr 1999 in den Kinos für Furore sorgte, hatten containergroße Großrechner weniger Rechenleistung und Speicherkapazität als sich mancher [Bitcoin-Miner](#) heute in den Keller stellt. Entsprechend war KI noch ein sicheres Terrain für Science-Fiction-Autoren.

Das hat sich in weniger als 20 Jahren grundlegend geändert. [Künstliche Intelligenz](#) und [Maschinelles Lernen](#) (KI/ML) sind so weit salonfähig geworden, dass sich jüngst auch die Bundesregierung hierzu zu Wort gemeldet und „ [Eckpunkte für eine Strategie Künstliche Intelligenz](#) “ veröffentlicht hat.

Natürlich findet sich auf den 12 Seiten allerlei Richtiges und Sinnvolles, etwa, dass Deutschland „zu einem weltweit führenden Standort für KI“ werden soll und dass die Bundesregierung die „verantwortungsvolle und gemeinwohlorientierte Nutzung von KI“ voranbringen will.

Zum Digital-Gipfel der Bundesregierung Ende November 2018 in Nürnberg will die Bundesregierung dann konkreter werden. Dass KI neben Chancen auch Risiken birgt, dessen ist sich auch die Kanzlerin bewusst. „Man darf nicht, wie bei der Kernspaltung, das Machbare einfach geschehen lassen. Das wird bei der KI auch so sein. „Behaltet Euch als Menschen die Hoheit und setzt Euch Leitplanken“, sagt [Angela Merkel bei einer Veranstaltung Ende Juni](#) . Oder: „Wir müssen die Dinge so steuern, dass der Mensch die Hoheit hat.“

Vertrauen ist gut, Offenheit ist besser

Damit das auch so bleibt, sollten wir meiner Meinung nach bei KI und ML möglichst nur auf



[Software](#) vertrauen, die wir auch verstehen können. Und damit wir



[Software](#) verstehen können, müssen wir auch Zugang zum menschenlesbaren Quellcode (Source Code) haben.

In der Tat gibt es einige populäre Open-Source-Software für Künstliche Intelligenz: Da ist zum Beispiel [Tensorflow](#), eine auf der Programmiersprache Python basierende Programmibibliothek, die von Google entwickelt wurde und für Googles Spracherkennung und für die Analyse der von Street View aufgenommenen Bilder eingesetzt wird.

Das zweite Beispiel ist [Open AI](#), eine Non-Profit-Organisation, die ihre Algorithmen und Tools unter Open-Source-Lizenzen veröffentlicht. Finanziell getragen wird die Organisation unter anderem von den Silicon-Valley-Größen Elon Musk und Peter Thiel.

Vertrauen gewinnt man nur durch Transparenz. Da KI und ML an sich schon recht intransparent sind, braucht es nicht nur offene Software für die Algorithmen, sondern es sollten auch die Informationen über die Auswahl der Parameter und Trainingsdaten offengelegt werden, da andernfalls die Gefahr besteht, dass das KI-System falsche bzw. diskriminierende Ergebnisse liefert.

Beispiel gefällig? Stellt bei einer automatisierten Bewerberauswahl für eine Stelle die Dauer der bisherigen Beschäftigungsverhältnisse der Kandidatin oder des Kandidaten ein zentrales Kriterium für die Bewerberauswahl dar, wäre eine algorithmische Entscheidung gegen die Einstellung von Frauen folgerichtig – denn sie verlassen statistisch gesehen aufgrund der Geburt eines Kindes häufiger eine Arbeitsstelle.

Wer zu diesem Themenkomplex weiterlesen möchte, dem sei das Arbeitspapier „[Damit Maschinen den Menschen dienen](#)“ der Bertelsmann Stiftung empfohlen.

Mit ihren Bedenken, dass KI auch eine Bedrohung für die Menschheit darstellen könnte, ist die Physikerin Angela Merkel nicht allein. Auch der im März 2018 verstorbene [Stephen Hawking sagte zuletzt](#), dass KI der größte Erfolg der Menschheit oder das schlimmste Ereignis in der Geschichte unserer Zivilisation werden könnte: „We just don't know.“ Auch Hawking war Physiker.

Künstliche Intelligenz: Wozu sie heute schon imstande ist

Ramin Assadollahi

Ein Lagebericht aus der Praxis, der zeigt, dass erfolgreiche KI-Systeme nur durch menschlichen Input funktionieren können.



© Foto: © Sergey – Fotolia.com

[Vergrößern](#) KI ist längst allgegenwärtig - doch kaum jemand weiß wo genau.

© Foto: © Sergey ? Fotolia.com

Wer in letzter Zeit über Künstliche Intelligenz liest, erhält schnell einen bizarren Eindruck: Heute oder spätestens morgen schon werden wir es mit autonom handelnden und denkenden Maschinen zu tun haben – seien es [bedrohliche Killerdrohnen](#) auf der einen oder heilsbringende [Chirurgenroboter](#) auf der anderen Seite. Und die Produktionsroboter werden viele unserer Arbeitsplätze obsolet machen. Nicht zu vergessen die Künstlichen Intelligenzen, die unsere Taten im realen und digitalen Leben mal mehr, mal weniger präzise gegeneinander aufwiegen und Schlüsse sowie Vorhersagen daraus ziehen.

Werkzeugkiste KI

In der Praxis haben Menschen, die mit Künstlicher Intelligenz forschen, höchstens ein müdes Lächeln für diese Szenarien übrig. Sie sind in etwa so weit weg von der Wirklichkeit wie ein Wochenendtrip zum nächsten Sonnensystem.

Künstliche Intelligenz kann man heute vielmehr mit einer gut ausgestatteten Werkzeugkiste vergleichen. So wie darin Schraubenzieher, Rohrzange oder Hammer für Schraub-, Lös- oder Schlaganwendungen zu finden sind, gibt es im Bereich

Dateninterpretation mittels KI Routensuchmaschinen für Google Maps, Websuchmaschinen wie Bing oder Bildklassifikationsmaschinen wie Clarifai.

Und – um die Analogie weiterzuspinnen – so wie man beim Hausbau verschiedenen Tätigkeiten nachgeht (beispielsweise etwas Aufbauen oder Abreißen) und zugehörige Spezialwerkzeuge und Materialien benötigt, gibt es auch im Bereich der Künstlichen Intelligenz grundlegend verschiedene Arten von Tätigkeiten (beispielsweise Klassifizieren oder Markieren) und Materialien – meist in Form von Daten oder datenproduzierenden Sensoren.

Mit KI Leben retten?

Eine spezifische KI-Tätigkeit ist etwa das Anfertigen von Prognosen und möglichen Verläufen auf Basis strukturierter Daten. Ein Beispiel aus der Medizin: Leidet ein Patient nach einer Infektion erst an langsam fallendem, dann plötzlich schnell steigendem Fieber, kann sich eine Künstliche Intelligenz unter Berücksichtigung weiterer Faktoren dazu entscheiden, umgehend Alarm zu schlagen - noch vor der nächsten regulären, menschlichen Kontrolle - und so wertvolle Stunden sparen.

Sämtliche Datenströme und Signale in diesem Zusammenhang lassen sich klar und eindeutig voneinander unterscheiden und sind damit strukturiert. Es ist lediglich ein stetiges Überwachen relevanter Signale nötig sowie eine Klassifikationsmaschine, die lernt, brenzlige von regulären Situationen zu unterscheiden und unterschiedliche Situationen durch fortwährenden Einsatz immer besser einschätzen kann.

Dies ersetzt zwar nicht reguläre Kontrollgänge und damit auch nicht die menschliche Verantwortung im Krankenhaus. Aber KI kann das Personal sinnvoll unterstützen und das eine oder andere Leben retten.

Unstrukturierte Daten verstehen

Die wahre Herausforderung an KI-Werkzeuge ist allerdings, auch weniger bis gar nicht strukturierte Daten zu interpretieren. Dazu gehören zum Beispiel Bild- oder Textdaten. In einem Bild können alle möglichen Elemente enthalten sein - von einer schlecht abfotografierten Powerpoint-Folie mit einer Tabelle von Datenpunkten bis hin zu einem Bild von einem Knäuel mit drei Kätzchen.

Ein Text wiederum kann gleichzeitig ein konkretes Experiment beschreiben und zugleich eine geniale Idee für entscheidende Fortschritte in der Medizin beinhalten, die dann wiederum in einem anderen Text weiter beschrieben werden.

Es gibt nach wie vor keine Künstliche Intelligenz, die sich Bilder anschauen oder Texte lesen kann und von sich aus versteht, was sie da sieht oder liest. Sämtliche Durchbrüche beim Einsatz von KI der vergangenen Jahre beruhen darauf, dass ein (bzw. viele) Mensch(en) Trainingsdaten für die KI anfertigen. Das heißt, zu einem Bild gibt man vorab an, was darauf zu sehen ist, oder in einem Text werden Passagen markiert, die von

Interesse sind. Alles, was die KI dann lernt, ist, solche oder ähnliche Strukturen auf anderen Bildern oder in Texten wiederzuerkennen.

Es gibt einige sehr interessante Verfahren, die Bilder und Texte ohne menschliches Zutun voranalysieren und Strukturen erkennen. Diese vordefinierten Strukturen sind dann für KI-Werkzeuge besser greifbar, was für eine Beschleunigung des Prozesses und eine Verbesserung der Ergebnisse sorgen kann. Aber es ist und bleibt lediglich eine Art statistische Vorauswertung.

Menschliche Lehrer für Künstliche Intelligenz

Mit anderen Worten, ohne den menschlichen Lehrer kommt heute auch die fortschrittlichste KI noch nicht aus. Das ist die schlechte Nachricht.

Lesetipp: [Künstliche Intelligenz interessiert sich nicht für uns Menschen](#)

Die gute Nachricht ist, dass KI-Werkzeuge immer besser darin werden, den Input des Menschen zu verstehen und zu verallgemeinern.

Interessanterweise ist aber ein Bereich für KI-Werkzeuge bis heute de facto kaum erschlossen: die Sprache. Zu verstehen und sicher zu klassifizieren, welche Fakten in einem Dokument wirklich durch Sprache ausgedrückt, welche Zusammenhänge beleuchtet und was daraus geschlossen werden kann, das blieb bis vor kurzem ein Ding der Unmöglichkeit.

Erst seit kurzem existieren einige Ansätze, mit denen auch in der Praxis ausreichend gut gezielt bestimmte Faktentypen, Zusammenhänge oder auch ganze Fachbeiträge zuverlässig und automatisch extrahiert werden können. Dadurch ist es beispielsweise für den einzelnen Forscher in der Pharmaindustrie nicht mehr nötig, Abertausende Artikel zum Thema Alzheimer zu lesen, wenn er doch nur wissen will, an welchen Wirkstoffen in diesem Bereich aktuell geforscht wird und wo welche Durchbrüche erzielt wurden.

Einfaches Training von KI

Da erfolgreiche KI-Systeme nur durch menschlichen Input funktionieren können, ist es auch entsprechend wichtig, den Aspekt der Input-Aufnahme näher zu beleuchten. Ist das Training eines KI-Systems umständlich, langwierig und der erfolgreiche Ausgang fraglich, wird keine Organisation diesen Prozess lange genug durchziehen können. Das Training muss deshalb einfach und Erfolge müssen schnell realisierbar sein. Demzufolge verlagert sich der Fokus in der Entwicklung auch dahin, dass das Produzieren von Trainingsdaten möglichst einfach wird und eine KI sogar aus der beiläufigen Nutzung indirekt Informationen ziehen kann, welche sie besser macht.

Lösungen aus der KI-Fabrik

Mittlerweile ist es sogar möglich, statt fertig trainierter Systeme individuelle KI-Werkzeuge zu entwickeln, die durch direkten Input auf die persönlichen Bedürfnisse des Nutzers angepasst und dadurch besser werden. Es handelt sich hierbei um die nächste

Generation von KI-Systemen - um eine Art „KI-Fabrik“, wie sie zum Beispiel ExB Labs anbietet. Eine solche Fabrik ist eine Weiterentwicklung klassischer Modelle, bei denen Nutzer ihr individuelles System durch Nutzung eines zentralen Systems trainieren - unabhängig davon, ob es sich um Gesundheits-, Automobil- oder Daten anderen Ursprungs handelt.

Um beim Eingangsbeispiel zu bleiben: In Zukunft werden in Krankenhäusern interne und somit „persönliche“ KI- Systeme arbeiten, die von den dort ablaufenden Prozessen lernen und somit stetig besser werden. Gleichzeitig lassen diese Systeme (anonymisiertes) Wissen in übergeordnete Systeme einfließen, die wiederum aus der globalen Perspektive heraus auch statistisch schwache Signale herausgreifen und ungeahnte Zusammenhänge aufspüren können, beispielsweise zwischen Wirkstoffen und Krankheiten.

Somit kommen wir in der Gesamtwirkung tatsächlich irgendwann zu einem scheinbar weisen Gesamtsystem, welches aus Millionen von Fakten heraus Schlussfolgerungen ziehen kann, die der Mensch nicht hätte treffen können.

Aber am Ende wird auch diese KI ein Werkzeug bleiben. Und ein Mensch trifft die finalen Entscheidungen.

Lesetipp: Evolution ohne uns: [Wird Künstliche Intelligenz uns töten?](#)