

Künstliche Intelligenz (KI) ist ein epochaler Technologiesprung, der die Menschheit vor ganz neue Fragen stellt, die keine Disziplin alleine beantworten kann. John Brockman, Agent für Wissenschaftsliteratur und Gründer des Debattenforums Edge.org hat das „Possible Minds“-Projekt ins Leben gerufen, das Natur- und Geisteswissenschaften zusammenführt, um KI und deren wahrscheinliche Ausformungen und Folgen zu ergründen. Das Feuilleton der SZ druckt Texte aus dem Projekt sowie europäische Reaktionen als Serie.

Alison Gopnik ist Entwicklungspsychologin an der UC Berkeley. In Deutschland erschien von ihr zuletzt „Kleine Philosophen“ bei Ullstein, in den USA „The Gardener and the Carpenter: What the New Science of Child Development Tells Us About the Relationship Between Parents and Children“ bei Vintage.

Jeder hat schon einmal davon gehört, welche Fortschritte künstliche Intelligenz (KI) und besonders das Maschinenlernen gemacht hat. Die am weitesten entwickelten KIs sind allerdings immer noch weit davon entfernt, Probleme zu lösen, die vierjährige Kinder mit Leichtigkeit bewältigen. Trotz des eindrucksvollen Namens besteht künstliche Intelligenz überwiegend aus Techniken, mit denen statistische Muster in riesigen Datensätzen ermittelt werden können. Beim menschlichen Lernen geht es dagegen um viel mehr.

DER GEIST IN DER MASCHINE

Was bedeutet künstliche Intelligenz? Eine Serie von Essays sucht Antworten. Teil 4

Vierjährige kennen sich bereits mit Pflanzen und Maschinen aus, sie haben Sehnsüchte, Überzeugungen und Gefühle. Sie kennen sogar Dinosaurier und Raumschiffe. Die Wissenschaft hat unser Wissen über die Welt erweitert – vom unvorstellbar Großen bis zum unendlich Kleinen, bis hin zum äußersten Punkt des Universums und dem Anbeginn der Zeiten. Wir benutzen dieses Wissen, um neue Ordnungen zu erschaffen und Vorhersagen zu treffen, um uns neue Möglichkeiten vorzustellen und Neues in die Welt bringen.

Dabei ist all das, was uns erreicht, nur ein Strom von Lichtteilchen, die auf unsere Netzhaut treffen, und Luftwirbeln, die unser Trommelfell erreichen. Wie schaffen wir es, so viel von der Welt zu erfahren, wenn wir nur über so geringe Anhaltspunkte verfügen? Und wie funktioniert all das überhaupt mit den paar grauen Zellen, die hinter unseren Augen liegen?

Die bis auf Weiteres beste Antwort darauf lautet, dass unsere Gehirne mit all diesen unterschiedlichen und chaotischen Daten, die unsere Sinne aufnehmen, Berechnungen anstellen, die gültige Darstellungen der Welt erzeugen. So können wir uns vorstellen, was in der Zukunft sein könnte, und welche Möglichkeiten es für diese Ereignisse gibt.

Seit Aristoteles und Platon gibt es zwei Wege, mit dem Problem umzugehen, wie wir wissen können, was wir wissen. Sie gelten auch für das Maschinenlernen. Aristoteles hat sich dem Problem von Grund auf genähert: Den Anfang machen die Sinne – ebenjener Strom von Lichtteilchen und Luftbewegungen (oder die Pixel von Digitalbildern und die Sound Samples von Tonaufnahmen) – und die Frage, ob wir darin Muster erkennen können. Mit diesem Ansatz hat die abstrakte und hierarchische Struktur der Repräsentationen etwas von einer Illusion. Die ganze Arbeit kann über Assoziation und Mustererkennung erledigt werden, besonders, wenn es ausreichend Daten gibt.

Es hat seitdem ein ständiges Hin und Her zwischen diesem „Bottom-up“-Zugang zum Geheimnis des Lernens und Platons „Top-down“-Ansatz gegeben. Vielleicht können wir ja abstraktes Wissen aus konkreten Daten auch deswegen ableiten, weil wir bereits vieles wissen, und vor allem, weil die Evolution uns schon mit einer Reihe abstrakter Konzepte ausgestattet hat. Mit diesen Konzepten können wir Hypothesen über die Welt aufstellen, wie es Wissenschaftler tun. Anstatt zu versuchen, in den rohen Daten Muster zu erkennen, können wir dann Vorhersagen darüber treffen, wie die Daten aussehen sollten, wenn die jeweiligen Hypothesen zutreffen.

In den Achtzigerjahren haben Informatiker einen genialen Weg gefunden, damit Computer Muster in Daten erkennen können: Die Architektur des Konnektionismus, also die kybernetische Idee einer Viel-



COLLAGE: STEFAN DIMITROV

Die Weisheit der Kinder

Vergleicht man das Maschinenlernen künstlicher Intelligenz mit den Methoden, mit denen Vierjährige lernen, die Welt zu verstehen, kommt man zu dem erstaunlichen Schluss, dass Kinder sehr viel besser abschneiden. Das aber könnte ein Gewinn für die KI-Forschung sein

Von Alison Gopnik

zahl gemeinsam agierender Netzwerke, die heute in der KI-Forschung neuronale Netze genannt werden (wobei das Wort „neural“ immer metaphorisch zu verstehen war und ist). Der Ansatz geriet in den Neunzigerjahren etwas in Vergessenheit. Durch leistungsstarke Maschinenlernsysteme wie Google DeepMind wurde er in letzter Zeit wiederbelebt.

Man kann ein Deep-Learning-Programm etwa mit einer Reihe von Bildern aus dem Internet füttern, die das Label „Katze“ tragen, und mit anderen, die das Label „Haus“ tragen, und immer so fort. Das Programm erkennt dann die Muster, durch die sich die Bilder der beiden Kategorien unterscheiden, und kann diese Information nutzen, um neue Bilder jeweils korrekt zu benennen.

Manche selbstlernenden Maschinen können auch Muster in Daten erkennen, die überhaupt keine Label tragen, man nennt das dann „unbeaufsichtigtes Lernen“. Hier wird einfach nach Häufungen gewisser Merkmale gesucht. Wissenschaftler nennen das eine Faktorenanalyse. Bei Deep-Learning-Maschinen wiederholen sich diese Prozesse auf verschiedenen Ebenen. Manche Programme können sogar relevante Merkmale aus den Rohdaten von Pixeln oder Tönen herausfinden.

Der „Top-down“-Ansatz spielte in der Zeit der frühen KI eine wichtige Rolle. In den Nullerjahren erlebte auch er einen erneuten Aufschwung in Form wahrscheinlichkeitstheoretischer generativer Modelle, sogenannter Bayes'scher Netze. Die ersten Versuche, diesen Ansatz zu verwenden, hatten gleich mit zwei Arten von Proble-

men zu kämpfen. Zum einen kann man die meisten Beweismuster im Prinzip mit vielen verschiedenen Hypothesen erklären. Zum anderen muss man sich die Frage stellen, woher die Konzepte, auf denen diese generativen Modelle basieren, überhaupt herkommen.

Platon und so manche Forscher, die seinen Ansatz verfolgen, waren der Meinung, dass man mit ihnen geboren wird. Aber wie können wir erklären, wie wir die neuesten wissenschaftlichen Konzepte erlernen? Oder wie Kinder über Dinosaurier oder Raumschiffe Bescheid wissen? Bayes'sche Modelle kombinieren generative Modelle und Hypothesenüberprüfung mit Wahrscheinlichkeitstheorie.

Kinder können aber auch aus Daten selbst neue Konzepte und Modelle ableiten

Ein Bayes'sches Modell macht es möglich abzuschätzen, wie wahrscheinlich es ist, dass eine bestimmte Hypothese in einer bestimmten Datenmenge zutrifft. Indem es kleine, aber systematische Feinjustierungen an den schon bestehenden Modellen vornimmt und sie mit den Daten abgleicht, können wir dabei mitunter aus bestehenden Modellen neue Konzepte gewinnen. Diese Techniken können dabei helfen zu entscheiden, welche von zwei Hypothesen wahrscheinlicher ist.

Es gibt natürlich fast immer eine enorme Anzahl möglicher Hypothesen. Kein System der Welt kann sie alle auf effiziente Art und Weise abwägen. Wie entscheidet

man, welche Hypothesen es wert sind, überhaupt getestet zu werden? Brenden Lake von der Universität New York (NYU) und seine Kollegen haben solche „Top-down“-Methoden verwendet, um ein anderes Problem zu lösen, das Menschen leicht fällt, Maschinen aber enorme Probleme bereitet, nämlich unbekannte, von Hand geschriebene Zeichen zu erkennen, wenn man sich zum Beispiel eine japanische Schriftrolle ansieht. Selbst wenn man diese Zeichen noch nie gesehen hat, kann ein Mensch wahrscheinlich erkennen, ob diese Zeichen den Zeichen auf einer anderen japanischen Schriftrolle ähneln, oder sie von koreanischen oder russischen Schriftzeichen unterscheiden.

Einige Forscher versuchen gerade, diese beiden Ansätze zu kombinieren. Der Erfolg, den KI im Moment feiert, ist zum Teil auch auf Erweiterungen dieser alten Ideen zurückzuführen. Er hat aber noch mehr damit zu tun, dass wir – dem Internet sei Dank – über viel mehr Daten verfügen und – dem Moore'schen Gesetz zu integrierten Schaltkreisen sei Dank – wir über sehr viel mehr Rechenleistung verfügen, mit denen wir diese Daten verarbeiten können. Dazu kommt, dass die Daten, die wir haben, bereits von Menschen sortiert und verarbeitet worden sind.

Die Katzenbilder, die im Internet gepostet werden, sind „kanonische“ Katzenbilder – Bilder, die von Menschen bereits als „gute“ Bilder ausgewählt wurden. Google Translate funktioniert, weil es auf Hunderten Millionen menschlicher Übersetzungen basiert und aus ihnen einen neuen Text generalisiert, anstatt die einzelnen

Sätze selbst von Grund auf neu zu erstellen.

Das eigentlich Bemerkenswerte an Kindern ist aber, dass sie es schaffen, die besten Eigenschaften aller dieser Ansätze zu kombinieren und dann weit über sie hinauszugehen. In den vergangenen 15 Jahren haben Entwicklungsforscher die Art und Weise untersucht, wie Kinder aus Datenmengen Strukturen erlernen. Vierjährige Kinder schaffen es bereits, nur mit ein oder zwei Datenbeispielen so zu lernen, wie es ein „Top-down“-System macht, und sie zu sehr unterschiedlichen Konzepten zu generalisieren.

Kinder können aber auch aus den Daten selbst neue Konzepte und Modelle ableiten, so wie es ein „Bottom-up“-System macht. In unserem Labor geben wir kleinen Kindern zum Beispiel einen „blinket detector“, eine neuartige Maschine, die sie zuvor noch nie gesehen haben. Sie besteht aus einer Box, die leuchtet und Musik spielt, wenn man bestimmte Objekte auf sie stellt. Wir geben den Kindern nur ein oder zwei Beispiele davon, wie die Maschine funktioniert, und zeigen ihnen, dass beispielsweise zwei rote Klötzchen dafür sorgen, dass die Box anspringt, während sie bei einer Kombination von grünen und gelben Klötzchen still bleibt.

Sogar 18 Monate alte Babys finden sofort heraus, dass es zwei gleichartige Objekte sein müssen, um die Maschine zum Laufen zu bringen, und sie schaffen es sogar, darauf aufbauend eigene neue Beispiele zu entdecken. So nehmen sie etwa zwei Objekte mit gleicher Form, damit die Maschine läuft. In anderen Experimenten haben wir

gezeigt, dass Kinder sogar herausfinden können, dass auch versteckte, nicht sichtbare Objekte die Maschine zum Laufen bringen oder dass die Maschine nach abstrakten logischen Prinzipien arbeitet.

Man kann das auch im täglichen Lernen der Kinder nachweisen. Junge Kinder lernen schnell abstrakte intuitive Theorien aus der Biologie, der Physik und aus der Psychologie. Und zwar in einer Art und Weise, die denjenigen erwachsener Wissenschaftler sehr ähnlich ist.

Die bemerkenswerten Erfolge des Maschinenlernens, sowohl „Bottom-up“ als auch „Top-down“, ereignen sich in einem engen und genau definierten Raum der Hypothesen und Konzepte – etwa bezogen auf einen Satz von Spielsteinen und Bewegungen oder einen Bildersatz. Im Gegensatz dazu verändern Kinder und Wissenschaftler in ähnlicher Weise ihre Konzepte manchmal auf radikale Art und Weise, indem sie Paradigmenwechsel durchführen, anstatt nur Feinjustierungen an bestehenden Konzepten vorzunehmen.

Vierjährige können etwa sofort Katzen erkennen und Wörter verstehen, sie können aber auch kreative und überraschende neue Schlussfolgerungen erschaffen, die weit über ihre bisherigen Erfahrungen hinausgehen. Mein eigener Enkel erklärte mir beispielsweise kürzlich, dass ein Erwachsener, der wieder zum Kind werden wolle, versuchen sollte, kein gesundes Gemüse zu essen: weil gesundes Gemüse ein Kind zum Erwachsenen heranwachsen lässt. Diese Art der plausiblen Hypothesen, die kein erwachsener Mensch jemals anstellen würde, ist für junge Kinder charakteristisch. Meine Kollegen und ich haben systematisch nachgewiesen, dass Kindergartenkinder besser darin sind, unwahrscheinliche Hypothesen aufzustellen, als ältere Kinder und Erwachsene. Wir wissen allerdings fast gar nichts darüber, wie diese Art des kreativen Lernens und der Innovation möglich ist.

Vierjährige gehorchen ihren Lehrern nicht einfach blind

Kinder zu beobachten, könnte Programmieren nützliche Hinweise für das Lernen von Computern geben. Zwei Aspekte des kindlichen Lernens sind dabei besonders auffällig. Kinder sind aktive Lerner. Sie saugen nicht nur passiv Datenmengen auf, so wie es KI tut. Genau wie Wissenschaftler experimentieren, sind auch Kinder intrinsisch motiviert, aus ihrer Umwelt durch Spiel und Erkundung Informationen abzuleiten. Aktuelle Studien zeigen, dass diese Erkundungen weitaus systematischer sind, als man glauben möchte, und gut geeignet sind, um überzeugende Beweise zu finden, die es ermöglichen, Hypothesen zu entwerfen und sich für eine passende Theorie zu entscheiden.

Es könnte ein Weg hin zu einem realistischen und breiter angelegten Lernen sein, eine Art „Neugier“ in Maschinen einzubauen und ihnen zu erlauben, aktiv mit der Welt zu interagieren. Außerdem sind Kinder im Unterschied zu gegenwärtigen KIs soziale und kulturelle Wesen. Menschen lernen nicht isoliert, sondern profitieren von dem gesammelten Wissen vergangener Generationen.

Aktuelle Studien zeigen, dass auch Kindergartenkinder lernen, indem sie andere nachahmen und den Aussagen anderer zuhören. Aber sie gehorchen ihren Lehrern nicht einfach blind. Stattdessen nehmen sie Informationen von anderen auf eine bemerkenswert subtile und aufmerksame Weise auf, indem sie komplexe Schlussfolgerungen darüber ziehen, von woher die Information stammt und wie vertrauenswürdig sie ist. Sie verknüpfen dabei auch ihre eigenen Erfahrungen systematisch mit dem, was sie hören.

„Künstliche Intelligenz“ und „Maschinenlernen“ klingen oft furchtnerklingend. Auf eine gewisse Art und Weise sind sie das auch. Schließlich werden solche Systeme auch dazu benutzt, Waffen zu kontrollieren, und es gibt gute Gründe, davon eingeschüchtert zu sein. Dennoch kann die natürliche Dummheit weit mehr Schaden anrichten als künstliche Intelligenz. Wir Menschen werden in Zukunft deutlich geschickter darin sein müssen, neue Technologien zu regulieren. Die Erfahrungsbasis ist nicht gerade groß – weder für apokalyptische noch für utopische Szenarien, in denen KIs Menschen ersetzen. Bis wir das basale Paradoxon des Lernens nicht aufgelöst haben, wird auch die beste künstliche Intelligenz nicht in der Lage sein, mit einem durchschnittlich begabten vierjährigen Kind zu konkurrieren.

Aus dem Englischen von Thomas Jordan

Extremismus im Namen des Feminismus

In Petra Hülóväs Stück „Eine kurze Geschichte der Bewegung“ sind die Frauen an der Macht und erziehen die Männer um – eine Uraufführung in Nürnberg

Wenn es stimmt, dass das Geschlecht ein soziales Konstrukt ist, also menschengemacht und nicht biologisch vorgegeben, dann muss man es auch ändern können: umkonstruieren. Das ist die basale Idee des Stücks „Eine kurze Geschichte der Bewegung“ der tschechischen Autorin Petra Hülóvá, die 39-Jährige entwirft mit einigem Sarkasmus die Vision einer Gesellschaft, in der radikale Feministinnen – ja, auch Terroristinnen – an die Macht gekommen sind und nun eine Welt frei von Sexismus schaffen wollen. Eine solche neue Welt ohne männliche Gewalt, Triebhaftigkeit, Altersdiskriminierung.

Für diese grundlegende Änderung der Gesellschaft hat die Bewegung „Institute“ und „Gemeinschaftszentren“ eingerichtet, in denen die Internierten einem Umerzied-

lungsprogramm unterzogen werden, damit sie ihre Pornolust und andere „Alte-Welt-Eigenschaften“ ablegen und lernen, „Frauen als menschliche Wesen wahrzunehmen“ und nicht – Zitat! – „als bloße Fotzen“. Es ist ein harter Kampf unter Einsatz von Elektroschocks, Kühlhaus, Einzelhaft, denn selbst die einsichtigsten Kerle stehen nach wie vor auf „Arsch und Titten“. Auch etliche Frauen müssen noch lernen. Zum Beispiel Abschied zu nehmen von Röcken, Make-up, kosmetischen Eingriffen, überhaupt: von ihrem Schönheitswahn. „Es geht darum, sich selbst begreifen zu lernen als jemanden, der sieht, im Unterschied zu jemandem, der gesehen wird“, lautet die zentrale Botschaft. Durchgesetzt wird sie mit totalitären Mitteln.

Das ist gedankenspielerisch reizvoll und erinnert ein wenig an Margaret At-

woods dystopischen Roman „Der Report der Magd“, nur mit anderen Gender-Vorzeichen. Doch leider lässt das Stück an dramatischer Formung zu wünschen übrig. Die Handlung sitzt – wie das Personal – viel zu sehr auf den Seminarstühlen der Umpolungs-Workshops fest, ohne Zuspitzung eines Konflikts, und die Sprache kommt selten über den Parolen- und Verlautbarungs-Sprech politischer Aktivistinnen hinaus und in Dialoge hinein. Zwar gibt es ein paar schöne Geschlechter-Bonmots und Grund zu weiblicher Schadenfreude. Aber ein vollwertiges Drama ist Hülóväs „Eine kurze Geschichte der Bewegung“ nicht. Im Programmheft erfährt man, dass das Stück die Theaterfassung eines in Tschechien bereits erschienenen Romans von ihr ist. Es liest sich wie ein Treatment zu einem noch zu drehenden Film.



Blick zurück auf alte Stereotype: Stephanie Leue mit „VR-Brille“. FOTO: K. FERSTERER

Für so etwas ist Armin Petras genau der richtige Mann, sofern man die Regie hier überhaupt einem Mann anvertrauen will. Unter dem Namen Fritz Kater schreibt der Regisseur und Ex-Intendant (Gorki-Theater Berlin, Schauspiel Stuttgart) selber sehr filmplotartige Stücke, die er im potenten Freestyle meist ganz erquicklich zur Uraufführung bringt. Als Regiegest in Nürnberg bleibt er jedoch schlaff unter seinem Niveau. Vielleicht stimmt ja, was in einem der vielen Extempores die kämpferische Stephanie Leue sagt, nämlich dass sie nur 14 Tage geprobt hätten. Der Abend in den Kammerspielen schaut ganz so aus – schnell hingeworfen, hinimprovisiert, aus Einzelnummern zusammengefügt, mit rauem Charme und teils albernem Einlagen wie für einen Jugendclub gemacht. Die Bühne (Patricia Talacko) ist entsprechend

schlimm: ein Rednerpult, Seminar-Mobiliar. Auf der Rückwand gibt es anfangs sexistische Werbung zu sehen, später Videoporträts älterer Frauen. Die Männer sollen lernen, auch alte Frauen anziehend zu finden. Das führt zu Samenstau und körperlicher Pein und einer Suchaktion nach Frischfleisch im Publikum: „Bei so Alten spritz‘ ich einfach nicht ab.“

Die Inszenierung ist eine Koproduktion mit den Städtischen Bühnen Prag, die zwei Darsteller beisteuern: Martin Donutil und die herausleuchtende Sarah Haváčová. Gemeinsam mit Stephanie Leue und Felix Mühlen vom Nürnberger Ensemble stürzen sie sich dreisprachig – englisch, tschechisch, deutsch – in den Geschlechterclinch. Und sind dort am besten, wo sie weder zu sehr Frau sind noch Mann, sondern einfach: Mensch. CHRISTINE DÖSEL