

Wie ein Blitz in der Weltgeschichte

Teil 3 der KI-Serie von CHIP
Computer auf der Überholspur:
 Selbstlernende neuronale Netze
 bringen Künstliche Intelligenz auf
 immer höheres Niveau. Wie lange
 kann der Mensch noch mithalten?

VON ROMAN LEIPOLD

Im Jahr 1981 teilte der Münchner Rekrut Jürgen Schmidhuber seine Bundeswehrstube mit einem gewissen Rudi Völler. Der Fußballer war als Torjäger des TSV 1860 zum Idol der Münchner Löwenfans geworden und stand vor dem Wechsel zu Werder Bremen. Viele Soldaten umlagerten den Jungnationalspieler – nur Schmidhuber hatte zunächst keine Ahnung, wer da im Bett unter ihm schlief. Gleichwohl verstand er sich gut mit Völler: „Er war sehr nett. Ich besaß kein Auto und so nahm er mich manchmal in seinem Renault Alpine mit.“

Schmidhuber trieb zwar viel Sport, interessierte sich aber mehr für Science Fiction. Seit Teenagerzeiten galt seine Leidenschaft der Künstlichen Intelligenz.

Folgerichtig studierte er an der Technischen Universität München Informatik und Mathematik und habilitierte sich mit 30 Jahren. 1995 wurde er Kodirektor des Schweizer Forschungsinstituts für Künstliche Intelligenz IDSIA in Lugano, wo er mit seinen Studenten Maschinen das Denken beibringt. Der 53-Jährige versteht sich auf Understatement. Gern erzählt er auf Vorträgen, dass er schon mit 15 einen Roboter bauen wollte, der klüger sei als er selbst. „Meine Kollegen sagen, das müsste einfach sein.“

So einfach ist es dann aber doch nicht. Zum einen, weil Schmidhuber ein Wissenschaftsgenie mit überbordender Kreativität ist. Zum anderen, weil sich das mit den lernenden Maschinen trotz allen Forschergeists hinzieht. Doch immerhin wurden große Fortschritte erzielt und das KI-Labor im Tessin hat wesentlichen Anteil daran. Die dort entwickelten rekurrenten neuronalen Netze (RNN) erobern immer mehr Domänen menschlicher Intelligenz wie das Erkennen von Sprache und Handschriften oder die Analyse von Bildern und Videos mit Anwendungen in Medizin, Smartphones, selbstfahrenden Autos und vielem mehr.

Neuronale Netze lernen wie Kinder

Für Schmidhuber ist das nur ein Anfang: „Fürs Sprachenlernen reicht überwacht Lernen. Man füttert unser RNN mit Trainingsbeispielen – etwa Übersetzungen aus dem Europa-Parlament – und zeigt ihm die erwünschten Ausgaben. Dann findet das RNN raus, wie's geht. Vor zehn Jahren war das noch Science Fiction. Doch all das reicht immer noch nicht aus, um einen universellen Problemlöser zu bauen, der wie ein Kind oder auch unsere Roboter ohne Lehrer durch Versuch und Irrtum selbst auf Aktionssequenzen kommt, die zum Erfolg führen.“

Das IDSIA trug viel bei zu dieser allgemeinsten Art des Lernens. Ein Baby, das gegen ein Tischbein robbt, wird rasch begreifen, dass es die schmerzhafteste Kollision künftig vermeiden sollte. „Ein sehr allgemeines Ziel des Babys ist es, seine Schmerz- und Hungersensoren bis ans Lebensende im grünen Bereich zu halten.“ Beim Roboter, so Schmidhuber, könne man den Schmerz durch negative Zahlenwerte ausdrücken und Belohnungen durch positive. Ein Mensch lernt jahrzehntelang und entwickelt sich zu einem

komplexen Wesen mit vielen Fähigkeiten. Und wie lernen die Maschinen? „Unsere Systeme sind ähnlich gestrickt“, sagt Schmidhuber. „Wir versuchen nicht, das Hirn im Detail nachzubauen, sondern überlegen uns: Was braucht ein optimaler universeller Problemlöser? Aber ähnlich wie im Gehirn die Synapsen dreht unser simuliertes Neuronennetzwerk die Verbindungsstärken so hin, dass sinnvolle Resultate herauskommen.“

Funktionstüchtige tiefe neuronale Netze gibt es seit Langem, doch erst jetzt erleben sie ihre Blüte. Schmidhuber: „Das liegt vor allem am Anstieg der Rechnerleistung. Sie verbessert sich alle zehn Jahre um den Faktor 100 bei gleichem Preis.“

Bayrische Ideen fürs Silicon Valley

Damit die Netze sich an vergangene Eingaben erinnern können, brauchen sie eine Art Kurzzeitgedächtnis in Form rückgekoppelter Verbindungen. Doch anfangs funktionierte das nur mäßig: Die Erinnerung der RNN hielt einfach nicht lange genug an. 1991 analysierte Schmidhubers erster Student Sepp Hochreiter an der TU München das Problem. 1995 publizierten die beiden Bayern eine Lösung namens Long Short-Term Memory (LSTM). Dieses „lange Kurzzeitgedächtnis“ erinnert sich anders als alte RNN nicht nur ein paar, sondern Tausende, Millionen oder noch mehr Schritte zurück. Bis Ende der Nullerjahre entwickelten die KI-Forscher am IDSIA das LSTM weiter. Heute setzen Alphabet, Baidu und andere IT-Konzerne für Produkte wie Spracherkennung, Bildbeschreibung oder Übersetzungen auf LSTM made in Bavaria and Switzerland.

Nicht nur Ideen, auch frühere Studenten des IDSIA beeinflussen das Silicon Valley. Ein Mitgründer und der erste

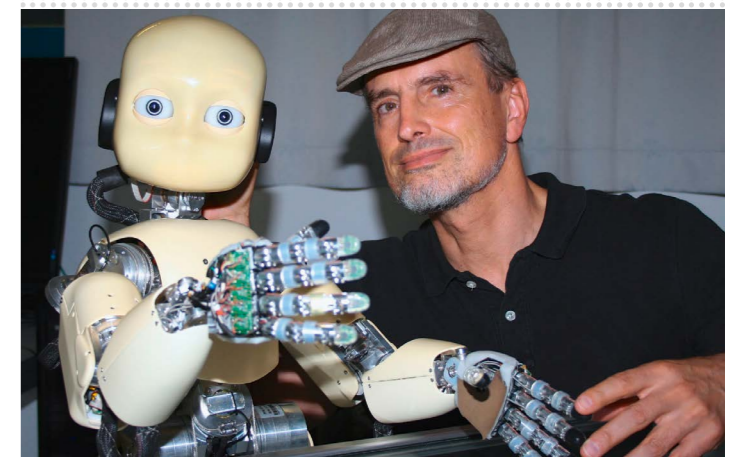
Eine Serie von CHIP Unheimlich schnell

> **Wie Künstliche Intelligenz (KI) die Welt herausfordert**
 Die Menschheit steht vor der größten Umwälzung ihrer Geschichte. Technologiekonzerne, Militär und Forschungslabore arbeiten an einer digitalen Superintelligenz, die atemberaubend schnell alles verändern wird: die Gesellschaft, unser Leben und sogar unseren Tod. Brechen paradiesische Zeiten an oder die letzten Tage der Menschheit? Noch ist offen, welchen Weg wir einschlagen. In dieser Serie zeigt CHIP die unglaublichen Chancen der KI-Revolution – und ihre unterschätzten Gefahren.

Angestellte von DeepMind sowie weitere Mitarbeiter stammen aus Schmidhubers Kaderschmiede. Die Firma gilt als sehr hippen KI-Unternehmen, seine Protagonisten sind Indie-Rockstars der digitalen Welt. Seit der Übernahme durch Alphabet vor zwei Jahren nennt sich das einstige Start-up Google DeepMind. Einer der Gründer, Demis Hassabis, spielt begnadet gut Schach. Als 13-Jähriger hatte er in seiner Altersklasse die weltweit zweit-höchste Elo-Bewertungszahl.

Doch als Chef einer KI-Firma sieht der heute 39-jährige Neurowissenschaftler die größte Brettspiel-Herausforderung nicht im Schach, sondern im Go. Der asiatische Klassiker ist ein einfaches Spiel. Es gibt vier Grundregeln, dazu ein paar Variationen einzelner Details – mehr muss man eigentlich nicht wissen. Spieltheoretiker zählen Go zu den endlichen Nullsummenspielen mit vollständiger Information. Das heißt, dass der Zufall keinem Spieler die Strategie verderben kann, der Bessere →

Jürgen Schmidhuber
 Der 53-jährige Informatiker aus Deutschland gehört zu den weltweit führenden KI-Forschern





Sepp Hochreiter

Mit Jürgen Schmidhuber entwickelte er in den 90er-Jahren das LSTM, ein „langes Kurzzeitgedächtnis“ für neuronale Netze. Hochreiter ist heute Professor in Linz

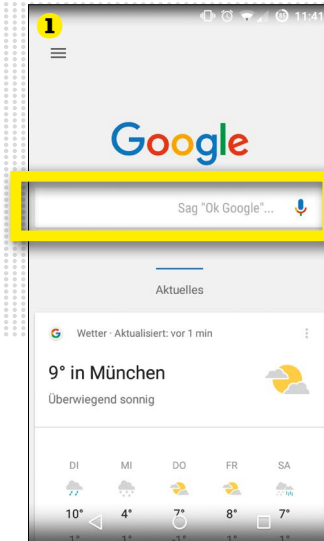
gewinnt auf Dauer, und der Erfolg des Einen ist der Misserfolg des Anderen.

Doch das scheinbar einfache Spiel Go ist nebenbei auch eines der komplexesten der Welt. Dass das Spielfeld mit 19 mal 19 Kreuzungspunkten mehr Möglichkeiten eröffnet als zum Beispiel das Schachbrett mit 8 mal 8 Feldern, liegt nahe. Pro Spielzug bieten sich im Durchschnitt 200 Optionen an. Ein Stein kann Hunderte von Zügen später entscheidend werden.

Go: Der nächste große Erfolg der KI

Wie beim Schach kann kein Mensch alle Zugkombinationen im Voraus berechnen, und auch keine Maschine: Die Anzahl der regelkonformen Stellungen beträgt etwas mehr als 2 mal 10 hoch 170. Das ist nicht wenig. Die Zahl der Atome im gesamten Universum wird auf 10 hoch 80 geschätzt. Man könnte also jedes einzelne Atom des Universums durch ein neues Universum mit je 10 hoch 80 Atomen ersetzen und läge immer noch weit unter der Zahl der erlaubten Go-Stellungen. Die Zahl der regelkonformen Zugkombinationen liegt übrigens bei 10 hoch 360.

Ein guter Go-Stratege kann sich nicht allein auf Kombinationsgabe und kalkulatorische Fähigkeiten verlassen. Er braucht Intuition, Erfahrung, Weitsicht, Kreativität sowie Gelassenheit im Umgang mit Fehlern. Insofern ist Go eine Bastion der menschlichen Intelligenz, zu der eben



Sowohl Googles Spracherkennungs-App **1** als auch Siri von Apple **2** gehören zu den vielen KI-Anwendungen, die alltäglich geworden sind. Google setzt dabei auf LSTM

mehr gehört als das stupide Ausprobieren aller oder sehr vieler theoretischer Möglichkeiten. Um das Spiel also wirklich zu beherrschen, muss KI einen anderen Weg gehen. DeepMind hat ihn gefunden. Mit seinem Programm AlphaGo bezwang Googles KI-Tochter den dreifachen europäischen Go-Meister Fan Hui in fünf Spielen fünfmal. Es gab noch eine zweite, inoffizielle Serie mit kürzerer Bedenkzeit; dieses Best-of-Five gewann AlphaGo 3:2.

Für so manchen hat dieser Triumph größere Bedeutung als der Sieg von Deep Blue über den Schachweltmeister Garri Kasparow vor zwanzig Jahren, der vor allem schierer Rechenleistung und umfassenden Spielbibliotheken geschuldet war. Besser vergleicht man AlphaGo mit TDgammon, einem neuronalen Netz, das schon 1994 ohne Lehrer lernte, das Brettspiel Backgammon so gut wie der menschliche Weltmeister zu spielen.

AlphaGo spielt gegen sich selbst

DeepMind kombiniert in AlphaGo zwei neuronale Netze mit der sogenannten Monte-Carlo-Baumsuche. Bei ihr werden, ausgehend von der jeweiligen Brettstellung, durch zufällige Züge mögliche Fortgänge des Spiels simuliert und der meistversprechende nächste Zug gewählt.

Diese Art von Baumsuche ist nicht neu, konventionelle Go-Programme erreichen damit das Level ambitionierter Amateure. Doch um mit Profis mithalten zu können, muss die Verästelung der

Baumsuche durch Optimierung eingegrenzt werden. Hier kommen neuronale Netzwerke ins Spiel. Das erste, das „Policy Network“, reduziert die Suche auf Züge, die wirklich erfolgsversprechend scheinen. Das „Value Network“ bewertet dann in jeder Phase der Simulation die aktuelle Lage, um die Suchtiefe einzuschränken.

Neuronale Netze müssen mit Daten trainiert werden. Die Entwickler fütterten das Policy Network erst mit 30 Millionen Zügen aus einer Datenbank von realen Profispielen. Allein

damit erreichte AlphaGo bei der Vorhersage des nächsten gegnerischen Zugs die exzellente Trefferquote von 57 Prozent.

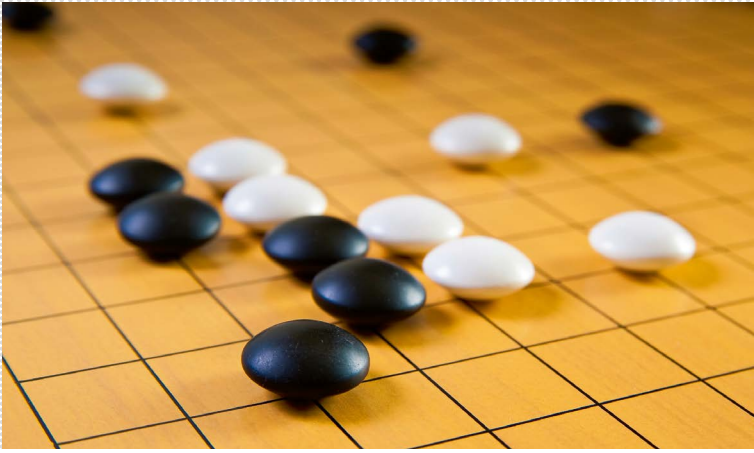
„Doch wir wollen die besten Spieler nicht

imitieren, sondern besiegen“, erklärten die Macher von DeepMind. Deshalb musste sich AlphaGo neue Strategien selbst beibringen, indem es wie einst TDgammon Tausende von Partien gegen sich selbst spielte und für Siege durch Belohnungen bestärkt wurde. Dieses Reinforcement Learning (R-Lernen) verbesserte das Policy Network so sehr, dass es ganz ohne Baumsuche andere Go-Programme schlug, die auf enorme Suchbäume setzten. Danach verbesserte das Policy Network per R-Lernen auch das Value Network, das so in die Lage versetzt wurde, bei jeder Stellung den Spielausgang zu prognostizieren.

DeepMinds Mitbegründer Hassabis glaubt, dem menschlichen Denken mit AlphaGo ein Stück nähergekommen zu →

„AlphaGo spielt wie ein sehr starker Mensch“

Fan Hui, Go-Profi, nach seiner Niederlage gegen die KI AlphaGo



Triumph im Go

Bislang galt das Brettspiel als No-Go für KI. Völlig überraschend meldete Googles DeepMind dann den Sieg seines Programms AlphaGo über den Profi Fan Hui. Nun fordert AlphaGo den vielleicht weltbesten Spieler Lee Sedol

sein. Den nächsten Schritt geht AlphaGo in den Tagen vom 09. bis 15. März: Dann spielt das Programm gegen Lee Sedol, den weltbesten Spieler der jüngeren Vergangenheit. Der Champ ist optimistisch, die Google-Maschine schlagen zu können.

Die Simplizität des Go-Spiels gefällt auch Jürgen Schmidhuber, der schon 2010 mit Studenten zu Go publizierte. Seine wissenschaftliche Arbeit scheint beseelt vom Gedanken an die ewige Vereinfachung, an die permanente Verdichtung komplexer Information in kurze, elegante Beschreibungen.

Weniger Ressourcen, mehr Erkenntnis

Der KI-Professor erklärt das am Beispiel des unüberwachten Lernens, bei dem das neuronale Netz anders als beim überwachten oder R-Lernen ganz ohne Anleitung Muster in den Eingabedaten erkennen muss: „Schauen Sie sich ein Video mit 100 fallenden Äpfeln an. Ein paar Gigabyte an Rohdaten kommen da schnell zusammen. Aber es gibt eine Regelmäßigkeit: Ich kann vorhersagen, wie sie fallen, wenn ich Gravitation verstehe.“

Kinder begreifen das sehr rasch. Neuronale Netzwerke lernen auf ähnliche Art, sagt Jürgen Schmidhuber: „Sie sehen die Filmsequenz und versuchen vorherzusagen, was als Nächstes folgt. Sie haben zehn Bilder gesehen, was kommt als elftes? In dem Maß, wie das Netz das aus der Vergangenheit erschließen kann, kann es vorhersagen, welche Pixelwerte es sehen wird. Es muss also nur noch Abweichungen von seinen Vorhersagen registrieren

und kann dieses Video daher unglaublich stark komprimieren.“

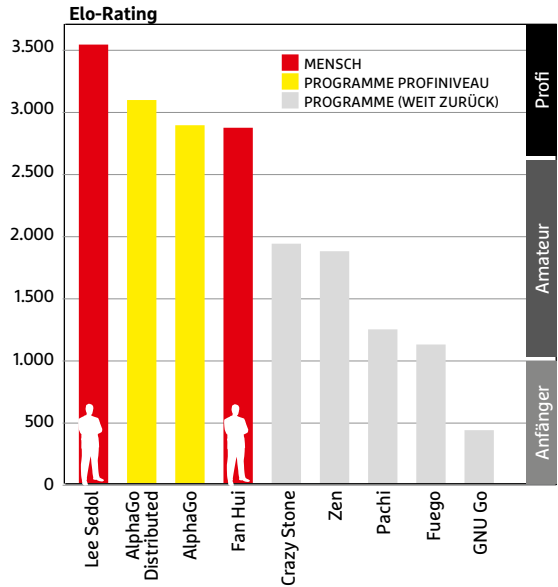
Das unüberwachte Lernen dient vor allem dazu, Daten kompakter darzustellen. Das geht nur, wenn Regelmäßigkeiten vorhanden sind, etwa Symmetrien, Wiederholungen oder eben die im Fall der Äpfel erkennbare Gravitation. Diese Datenkompression kann einem überwachten oder einem R-Lerner zugeschaltet werden, denn beide können das unüberwachte prädiktive Weltmodell ausnutzen, um besser Probleme zu lösen.

Für Schmidhuber ist die ganze Wissenschaftsgeschichte vor allem eine Geschichte der Datenkompression. „Regeln in Daten zu entdecken, heißt immer: Du kannst hinterher besser komprimieren als vorher.“ Kepler verfolgte die Bewegung der Planeten und kam so auf sein Ellipsengesetz, das die Beobachtungen knapp und elegant beschrieb. Newton führte 1686 aus, dass die Schwerkraft nicht nur den Fall der Äpfel bestimmt, sondern ebenso die Planetenbahnen – die Komprimierbarkeit der Daten erhöhte sich damit weiter.

Gut 200 Jahre später gelang Einstein noch bessere Datenkompression durch seine Allgemeine Relativitätstheorie, die auch die verbleibenden Fehler in Newtons Vorhersagen kompakt modelliert. Schmidhuber: „Immer wenn meine Beob-

Kampf der Giganten

In seiner bisher stärksten bekannten Konfiguration erreicht AlphaGo 3168 Elo-Punkte. Um im März Sedol zu schlagen, muss das Programm noch dazulernen



„Am Ende wird die Intelligenzformel ganz einfach sein“

Jürgen Schmidhuber

KI-Professor

achtungen von den Vorhersagen abweichen, kostet mich das Speicherplatz. Am schönsten und elegantesten wäre meine unüberwacht gelernte Repräsentation der Welt, wenn sie der noch unbekanntesten Weltformel entspräche – dem kürzesten Algorithmus, der das ganze Universum durchrechnet und somit erklärt.“

Datenkompression heißt Fortschritt

Wenn ein RNN ein Muster erkennt, erwächst eine Einsicht, deren Tiefe sich messen lässt: „Ich kann vergleichen, wie viele Ressourcen für die Datenkodierung vor und nach der Einsicht nötig waren. Wenn das Netz statt fünf Millionen Synapsen nur noch 4,95 Millionen braucht, ist das messbarer Fortschritt.“ Dieser Fortschritt findet in Schmidhubers formaler Theorie des Spaßes und der Neugier ihren

Niederschlag als zu maximierendes, quantifiziertes Freudensignal sowie als intrinsische Motivation von Mensch oder Maschine, weiter zu forschen.

Dank anhaltender

Hardwarebeschleunigung „feuern“ in lernenden Netzen bald viele Milliarden von Synapsen. Die Ergebnisse werden immer beeindruckender, doch die Lernalgorithmen für die Synapsen bleiben relativ einfach. „Auch beim Menschen ist der Lernalgorithmus wohl ziemlich kurz, denn in eine DNA passt nicht so viel rein: rund vier Milliarden →



Stanisław Ulam

Der 1984 verstorbene US-Amerikaner, ein Pionier der Monte-Carlo-Simulation, erwähnte 1958 erstmals den Begriff der technologischen Singularität

Bits, doch die meisten werden gar nicht fürs Denken benötigt. Der Neokortex als Hort der Intelligenz braucht wohl allenfalls ein paar Millionen Bits.“ Der Code, der eine Maschine zum übermenschlichen allgemeinen Problemlöser macht, ist nach Einschätzung Schmidhubers viel kürzer, als die meisten denken.

Die ultimative Intelligenzformel

Am Ende werde die Intelligenzformel so simpel sein, dass jeder Normalbegabte sie verstehen und aller Respekt vor Intelligenz verloren gehen werde. „Wenn der Erste – vielleicht wir, vielleicht jemand anderes – die grundlegenden Prinzipien der Intelligenz komprimiert hat, werden wir uns im Rückblick fragen, warum es so lange gedauert hat, bis wir das begriffen haben.“ Nicht nur Experten werden dann mit mehr oder weniger sinnvollen Zielfunktionen für ihre Roboter experimentieren: „Und die ganze Welt wird sich fundamental ändern.“

Diese Entwicklung könnte zu selbstlernenden Maschinen führen, die ihre Architektur und auch ihre Umgebung rasend schnell immer weiter optimieren und die menschliche Intelligenz weit hinter sich lassen. Der Mathematiker Stanisław Ulam brachte 1958 als Erster den Begriff der technologischen Singularität ins Spiel: Exponentiell beschleunigter Fortschritt konvergiert in endlicher Zeit – dem Anschein nach in naher Zukunft. Der Science-Fiction-Autor Vernor Vinge machte den Begriff in den Achtzigerjahren



Original



Halluzinierende Netze

Bilder bekommen eine psychedelische Anmutung, wenn neuronale Netzwerke den Auftrag erhalten, bestimmte Merkmale stärker zu interpretieren. Google nennt diesen Forscherspaß „Inceptionism“

einem größeren Publikum bekannt. Und schon in der ersten Hälfte des 20. Jahrhunderts bezog sich der Theologe Pierre Teilhard de Chardin auf den „Omega-punkt“. Der jesuitische Wissenschaftler sah in maximaler Komplexität die göttliche Vollendung der kosmischen Geschichte. Dazu passt ein Bonmot von Ray Kurzweil. Der Singularitätsprophet antwortet auf die Frage, ob es Gott gebe, gern mit einem lakonischen „Noch nicht.“

Jürgen Schmidhuber will die Spekulationen über die Zukunft der Menschheit nicht zu apodiktisch sehen: „Aber es scheint klar: Wir sind an einem entscheidenden Punkt angelangt. Schon die paar Jahrtausende Zivilisation waren wie ein Blitz in der Weltgeschichte, und jetzt geht es erst richtig los.“ Mit der Gelassenheit eines KI-Forschers, der sich seit Langem mit der Zukunft arrangiert hat, prophezeit der Vater zweier Töchter dramatische Ereignisse, deren nächste Kulmination er – ähnlich wie Kurzweil und viele andere –

um die Mitte des 21. Jahrhunderts ansiedelt: „Noch ein paar Jahrzehnte und wir haben billige Computer, die mehr rechnen können als alle Menschenhirne zusammen. Das wird jeden einzelnen Aspekt der Zivilisation erfassen und umgestalten. Wir steuern auf den Endpunkt der vom Menschen dominierten Geschichte zu.“

In „nicht so vielen“ Jahren will Jürgen Schmidhuber mit seinem Team eine KI schaffen, die es mit einem Kapuziner-äffchen aufnehmen kann. Die Evolution brauchte dafür gut drei Milliarden Jahre. Einen Menschen brachte sie dann binnen weniger zig Millionen Jahre hervor – rund Hundert Mal schneller. Schmidhubers Rechnung ist einfach: „Wer die kognitiven Fähigkeiten eines Äffchens im Griff hat, kann darauf spekulieren, dass der nächste Schritt nicht so groß sein wird.“

Teil 4 im nächsten Heft: Intelligenzexplosion. Der Klügere gibt nach – oder?

trend@chip.de

Fotos: Los Alamos National Laboratory/CC BY NC ND 2.0 (Porträt Ulam); Zach Ewenor/Flickr/CC BY 2.0 (Antilope Original); Günther Noack (Bearbeitung Antilope)