

VORBILD

NATUR

VORBILD NATUR

WIE MASCHINEN DAS LERNEN LERNEN

JOHANNES SCHEMME

Eine der herausragendsten Leistungen des menschlichen Gehirns ist seine Lernfähigkeit. Das Ziel des „neuromorphen Rechnens“ ist es, diese fundamentale Hirnfunktion auf Maschinen zu übertragen.

V

Vom mittelalterlichen Golem bis zum Terminator, von Metropolis bis „Wall-E“ – das menschliche Gehirn zu verstehen, sich seine Eigenschaften nutzbar zu machen und unbelebte Materie mit menschlichen Fähigkeiten auszustatten, ist ein häufig von der Literatur aufgegriffenes, meist bedrohliches, oft nützliches, stets aber faszinierendes Thema. Wie realistisch sind diese Ideen in heutiger Zeit? Und welche Möglichkeiten haben wir überhaupt, ein derart komplexes System wie das Gehirn zu erforschen? Nur auf den ersten Blick erscheint das Gehirn als dankbares Forschungsobjekt: Es hat eine handliche Größe, und solange sich die Wissenschaftler mit Maushirnen begnügen, mangelt es auch nicht an Untersuchungsmaterial. Die wahren Bedingungen der Hirnforscher sehen aber anders aus. Das Gehirn ist mit mehr als 100 Milliarden Nervenzellen das komplexeste Organ des Menschen, nur im lebenden Organismus kann man es bei der Arbeit beobachten. Dabei wird rasch eine seiner wesentlichsten Eigenschaften deutlich: Das Ganze ist mehr als die Summe seiner Teile. Das Gehirn ist nicht nur eine Ansammlung von zig Milliarden Nervenzellen – es sind die komplexen Verschaltungen der Nervenzellen untereinander, die uns denken und lernen lassen.

„Das Gehirn ist nicht einfach nur eine Ansammlung von zig Milliarden Nervenzellen – vor allem die komplexe Verschaltung der Nervenzellen untereinander ist es, die uns denken und lernen lässt.“

Am Anfang der Entwicklung entsteht das Gehirn aus einer einzigen Zelle. Es muss also Regeln geben, die steuern, wie die Nervenzellen während der Embryonalentwicklung zusammenspielen. Diese Regeln können nach heutigem Stand des Wissens nur in unseren Erbanlagen gespeichert sein. Man nimmt an, dass rund ein Drittel der circa 20.000 Gene des menschlichen Erbguts für die Hirnentwicklung benötigt wird – schon allein das weist auf die außerordentliche Komplexität des Organs hin. Wie also kann man sich an diese außerordentliche biologische Komplexität mit dem Ziel heranwagen, Denkvorgänge von Maschinen nachahmen zu lassen, also eine „Künstliche Intelligenz“ (KI) zu erzeugen?

Übernahme von Prinzipien der Natur

Schon heute wartet die Künstliche Intelligenz mit durchaus beeindruckenden Resultaten auf, etwa mit Siegen von Maschinen über die besten menschlichen Schachspieler. Aber nicht nur traditionelle Brettspiele wie Schach oder Go, auch moderne computergestützte Echtzeitstrategie-spiele können von Maschinen erfolgreich bestritten werden. Das haben Forscher der Firma Alphabet, der Muttergesellschaft der Suchmaschine Google, kürzlich eindrucksvoll anhand des Spiels „Starcraft“ demonstriert. KI-Systeme können Fahrzeuge nahezu unfallfrei durch dichten Verkehr lenken oder Personen in den Live-Videodaten Tausender Überwachungskameras identifizieren. All das sind Beispiele für Leistungen maschinellen Lernens, die es bereits heute gibt. Was der Künstlichen Intelligenz zu diesem Durchbruch verholfen hat, war die Übernahme von Prinzipien der Natur. Dazu gehört das Konzept des mehrlagigen Nervennetzes, dessen Nachahmung es möglich macht, selbst komplizierteste Zusammenhänge näherungsweise zu berechnen. Auch die Beobachtung, dass die Berechnungen eng mit dem dazu nötigen Speicher verknüpft sein müssen, zählt dazu – sonst wird der Transport der Daten zum Flaschenhals. So betrachtet, beruhen die Fortschritte der Künstlichen Intelligenz also vor allem auf der Imitation biomorpher Entwurfsprinzipien.

Als die ersten wissenschaftlichen Grundlagen für die aktuell verwendeten maschinellen Lernverfahren in den 1950er-Jahren entwickelt wurden, hatte man nur grobe Vorstellungen davon, wie das Lernen im Gehirn auf der Ebene der Nervenzellen (Neuronen) funktioniert. Die Algorithmen, die daraus resultierten, sind unzweifelhaft sehr leistungsfähig – ebenso unzweifelhaft ist aber auch, dass diese Verfahren so, wie sie heutzutage implementiert sind, in der Natur nicht vorkommen. Auf diesem Manko, könnte man spekulieren, beruhen viele der Beschränkungen, denen die Künstliche Intelligenz heute noch unterliegt. Eine typische Schwachstelle von KI-Systemen ist beispielsweise ihre Abhängigkeit von einer riesigen Menge an Lernbeispielen, eine weitere Schwäche ist ihre mangelnde Fähigkeit zu abstrahieren oder korrekt zu verallgemeinern. Auch die fehlende Einbettung

in einen kontinuierlichen Zeitablauf ist ein Defizit aktueller KI-Systeme: Nur dann können das Lernen, die Anpassung an die Umgebung und das Handeln eng miteinander verwoben und von einem gemeinsamen inneren Zustand bestimmt und koordiniert werden. Erst wenn Maschinen diese Fähigkeiten besitzen, wird es ihnen möglich, selbstständig komplexe Aufgaben in einer natürlichen Umwelt zu übernehmen.

Künstliche neuronale Systeme

Wie kann man diese Schwachstellen angehen und lösen? Wir setzen in unserer Arbeitsgruppe auf das „neuromorphe Rechnen“, eine Forschungsrichtung, deren Grundannahme es ist, dass man das natürliche Vorbild nur genau genug studieren und die Mechanismen der Natur nur gut genug verstehen muss, um Antworten zu erhalten. Das Ziel des neuromorphen Rechnens ist es, das komplette Wissen über die Funktion des natürlichen Nervensystems auf künstliche neuronale Systeme zu übertragen – eine derart maximal biologisch inspirierte Künstliche Intelligenz sollte idealerweise überlegene Ergebnisse zeigen.

Es gibt allerdings auch gute Gründe, warum andere KI-Forscher mehr auf herkömmliche Methoden setzen, anstatt wie wir die Kenntnisse der Neurowissenschaften einzubeziehen. Einer dieser Gründe ist die komplexe Art und Weise, wie Nervenzellen in der Natur miteinander kommunizieren: Jede einzelne Nervenzelle nimmt Kontakt mit

rund tausend, manche gar mit Millionen weiteren Zellen auf. Wollte man dieses natürliche Verhalten mit Computersystemen nachbilden, müsste man für jedes Signal jeder Nervenzelle mindestens tausend Nachrichten abschicken und an die zugehörigen Empfängerzellen verteilen. Erschwerend hinzu kommt: Die natürliche Verknüpfung der Nervenzellen ist nicht statisch festgelegt, sondern ändert sich fortwährend. Jeden Tag werden in unserem Gehirn etwa zehn Prozent aller neuronalen Verbindungen aufgelöst und durch neue ersetzt. Welche der Verbindungen aufgelöst, welche schwächer oder stärker werden, bestimmen sehr viele äußere Bedingungen – welche das genau sind, verstehen wir bislang nur in Ansätzen. Was wir derzeit jedoch wissen, ist, dass die Signale kompletter Nervenzellpopulationen räumliche und zeitliche Muster bilden und dass das gezielte Umverdrahten der Verbindungen erlernt wird. Vor diesem Hintergrund lautet also die erweiterte Frage: Wie kann das neuromorphe Rechnen dazu beitragen, die Mechanismen des Lernens sowie den Auf-, Ab- und Umbau neuronaler Verbindungen zu verstehen?

Die Heidelberger Neuromorphen Systeme

Manche Wissenschaftler halten das neuromorphe Rechnen schlichtweg für einen überflüssigen Weg. Mit der stetigen Zunahme der Leistungsstärke von Großrechnern, lautet eines ihrer Argumente, würden die geschilderten Defizite von selbst verschwinden. Das letzte Jahrzehnt aber hat gezeigt, dass die in die Großrechner gesetzten Erwartungen

„Die Heidelberger Neuromorphen Systeme bilden Strukturen des natürlichen Nervensystems ab und vollziehen das Lernen in einem verkleinerten Maßstab nach.“

das technisch tatsächlich Mögliche weit überstiegen haben. Die Miniaturisierung der Elektronik, die Basis unserer Computertechnologie, hat sich erheblich verlangsamt – in Fachkreisen wird derzeit nicht mehr diskutiert, ob die Verkleinerung je ein Ende finden wird, sondern wann es soweit sein wird. Auch der Energieverbrauch der Schaltkreise nimmt schon seit geraumer Zeit nicht mehr so schnell ab, wie es notwendig wäre, wollte man an die Leistungssteigerungen der vergangenen Jahrzehnte anschließen.

Auch jenseits dieser Ressourcenaspekte halten wir das neuromorphe Rechnen für einen wegweisenden Ansatz, um eine biologisch inspirierte Künstliche Intelligenz zu realisieren. Es geht beim neuromorphen Rechnen darum, die aktuell bekannten biologischen Strukturen des Nervensystems möglichst unmittelbar auf elektronische Schaltungen zu übertragen. Es ist uns beispielsweise gelungen, einzelne Neuronen mitsamt ihren Synapsen – den Kontaktstellen zwischen Nervenzellen, an denen Impulse übertragen werden – als mikroelektronische Schaltungen auf Siliziumchips nachzubilden. Diese Schaltungen haben so viele Eigenschaften wie irgend möglich mit ihren natürlichen Vorbildern gemeinsam – in dem physikalischen Modell steckt das komplette, dem heutigen Stand der Forschung entsprechende biologische Wissen. Die Beschränkungen des derzeit Machbaren werden dabei teilweise von der Neurowissenschaft, teilweise von der Mikroelektronik vorgegeben: So erlaubt es die Mikroelektronik nicht, die für das Lernen verantwortlichen Nervenzellverschaltungen in ihrer vollen Komplexität nachzubauen – dafür ermöglicht sie es, die Geschwindigkeit der natürlichen Vorgänge nicht nur nachzuahmen, sondern sogar signifikant zu beschleunigen.

Hybrides Plastizitätsmodell

Beim Lernen können neuromorphe Systeme ihre Stärken am besten ausspielen: Erkenntnisse, die Neurowissenschaftler bei der Erforschung der Lernfähigkeit des Gehirns und der Verschaltung von Neuronen gewonnen haben, lassen sich unmittelbar in elektronische Modelle übertragen und erproben. Unsere Forschergruppe hat ein „hybrides Plastizitätsmodell“ entwickelt, in das gleichermaßen Erkenntnisse der Neurowissenschaft, der Elektronik und der Informatik eingeflossen sind. Für jede mögliche Verbindung zwischen elektronischen Nervenzellen hält unser Plastizitätsmodell eine Schaltung bereit, um die Signalflüsse messen zu können. Ein herkömmliches Computersystem könnte diese Aufgabe niemals auch nur annähernd so effizient und kompakt ausführen. Alle Signale müssen dazu simultan überwacht werden – eine Aufgabe, welche die Natur problemlos auf Milliarden von Synapsen gleichzeitig beherrscht. Verglichen mit dem natürlichen Vorbild sind unsere derzeitigen elektronischen Systeme nur bescheidene Miniaturversionen. Im künftigen „Institut für Neuromorphes Computing“ der Universität Heidelberg sind jedoch je nach Ausbaustufe neuromorphe Systeme bis hin



DR. JOHANNES SCHEMSEL leitete an der Universität Heidelberg mehr als 15 Jahre die Forschungsgruppe „Electronic Vision(s)“ am Kirchhoff-Institut für Physik. Seit dem Tod von Prof. Dr. Karlheinz Meier im Herbst 2018 hat er kommissarisch dessen Professur für Experimentalphysik übernommen. Seine Forschungsinteressen umfassen gemischt analog-digitale VLSI-Systeme zur Informationsverarbeitung wie Bildsensoren, massives paralleles analoges Rechnen und künstliche neuronale Netze sowie die entsprechenden Entwurfsmethoden für gemischt analog-digitale Mikroelektronik. In den vergangenen Jahren hat er seine Forschung auf den Entwurf von Schaltungen zur Modellierung biologisch realistischer neuronaler Netzwerke mittels hochintegrierter Mikroelektronik fokussiert. Johannes Schemmel ist der Erfinder der beschleunigten analogen neuromorphen Hardwarearchitekturen „Spikey“ und „BrainScaleS“.

Kontakt: schemmel@kip.uni-heidelberg.de

zu einer Billion Verbindungen möglich. Damit ließe sich das Lernen von komplexen Funktionen erproben, zum Beispiel von Bewegungsabläufen humanoider Roboter.

Entscheidend dafür ist: Die parallelen Messungen aller Signalflüsse zwischen Nervenzellen müssen von einem speziellen Rechnerkern innerhalb desselben Mikrochips

Ein gemeinsames Dach für neuromorphes Computing

Im Rahmen des von der Europäischen Kommission geförderten Human Brain Project (HBP) ist an der Universität Heidelberg das European Institute for Neuromorphic Computing (EINC) entstanden. Mit einer Nutzfläche von rund 2.200 Quadratmetern, die auch eine große Maschinenhalle umfassen wird, wird das EINC-Gebäude Platz für Wissenschaftler am Kirchhoff-Institut für Physik bieten, die gemeinsam mit Kollegen aus verschiedenen Forschungseinrichtungen in Europa eine technologische Plattform für neuromorphes Rechnen realisieren. Das Human Brain Project will Funktionsprinzipien des menschlichen Gehirns nachbilden und mithilfe fundamental neuer Computerarchitekturen simulieren.

In diesem Rahmen startete im März 2016 am Kirchhoff-Institut für Physik das neuartige Computersystem „BrainScaleS“. Der unter Leitung des mittlerweile verstorbenen Prof. Dr. Karlheinz Meier entstandene neuromorphe Computer ist ein direktes physikalisches Abbild des biologischen Vorbildes, dessen Zellen, Verbindungen und Kommunikation durch analoge und digitale Schaltungen unter Verwendung moderner Mikroelektronik realisiert werden. Es besteht aus 20 Siliziumwafern mit insgesamt vier Millionen Neuronen und einer Milliarde synaptischer Verbindungen. Lern- und Entwicklungsprozesse können mit einem tausendfachen Beschleunigungsfaktor nachgeahmt werden, so dass die Simulation eines Tages auf 100 Sekunden komprimiert wird.

Parallel zum Start des Heidelberger „BrainScaleS“-Systems wurde an der Universität Manchester (Großbritannien) ein komplementäres System von vergleichbarer Größe mit dem Namen „SpiNNaker“ in Betrieb genommen. Zusammen bilden die beiden Systeme die „Neuromorphic Computing Platform“ des Human Brain Project. Die europäischen Entwicklungen basieren auf den Projekten FACETS und „BrainScaleS“, die von 2005 bis 2015 im Rahmen des Programms „Future Emerging Technologies“ (FET) von der Europäischen Kommission gefördert wurden, sowie auf dem britischen Projekt „SpiNNaker“.

MODELLED ON NATURE

HOW MACHINES LEARN TO LEARN

JOHANNES SCHEMMELE

The brain of animals, including humans, is a very special part of nature. Its biological origins date back to the evolution of multicellular life on earth more than a billion years ago. Its future is uncertain, but with the theoretical possibilities of technologies yet to come, its current and future carriers may one day leave earth to settle new worlds throughout the Milky Way.

Scientists are trying to understand the mechanisms that allow our brain to give us so much control over our natural environment. An important step in this endeavour is the replication of some brain functions using computer systems. However, this technology is quickly stretched to its limits, not necessarily because today's computer systems cannot grasp the complexity of the human brain, but rather because the brain is not a static system since it continuously adapts to its environment.

To address this problem, Heidelberg researchers are developing neuromorphic systems that replicate the structures of the nervous system and allow us to track the brain's continuous adaptation to its environment – i.e. its learning processes – on a smaller scale. ●

“Without the capacity to learn, the phenomenon of culture would not exist.”

DR JOHANNES SCHEMMELE headed the research group “Electronic Vision(s)” at Heidelberg University’s Kirchhoff Institute for Physics for 15 years. Since the death of Prof. Karlheinz Meier in the autumn of 2018, he has temporarily taken over his late colleague’s Chair of Experimental Physics. His research interests include mixed analogue/digital VLSI systems for information processing such as image sensors, massive parallel analogue computing and artificial neuronal networks, as well as the corresponding design methods for mixed analogue/digital microelectronics. In the past few years, he has focused his research efforts on developing circuitry that models biologically realistic neuronal networks by means of highly integrated microelectronics. Johannes Schemmel is the inventor of the accelerated analogue neuromorphic hardware architectures “Spikey” and “BrainScaleS”.

Contact: schemmel@kip.uni-heidelberg.de

verarbeitet werden. Nur dann kann der Rechnerkern die Messergebnisse für alle Signalflüsse schnell und direkt auswerten, ohne Informationen über Distanzen von mehr als einigen wenigen Millimetern austauschen zu müssen. Weil es sich bei unserem hybriden Plastizitätsmodell um einen frei programmierbaren Mikroprozessor handelt, können wir die Regeln bestimmen, nach denen die Verbindungen zwischen den Nervenzellen geändert werden sollen, und dabei stets den aktuellen Stand neurowissenschaftlicher Forschung berücksichtigen. Unsere Versuche haben zwischenzeitlich gezeigt, dass schon relativ einfache Regeln in kurzer Zeit zu stabilen Lernergebnissen und einem effizienten Nutzen vorhandener Verbindungen führen – wenn sie entsprechend ihrer biologischen Vorbilder die verschiedenen zeitlichen und räumlichen Strukturen in den Signalen berücksichtigen.

Das Lernen in den Heidelberger Neuromorphen Systemen ist „hybrid“ im wahren Sinne des Wortes: eine Mischung aus einer physikalischen und einer virtuellen Nachbildung der Natur. Mathematik und Ingenieurwesen, zwei grundlegende Kulturtechniken des Menschen, sind nötig, um dem Verständnis einer der fundamentalsten Fähigkeiten der belebten Natur einen Schritt näher zu kommen – den Prinzipien des Lernens von Nervensystemen. Genau diese Fähigkeit zum Lernen ist es, welche das Phänomen „Kultur“ überhaupt erst möglich macht. ●

„Die Fähigkeit zum Lernen ist es, welche das Phänomen Kultur überhaupt erst möglich macht.“