

Neuromorphic engineering: Bottom up- statt top down-Forschung

Ansätze zur Simulation eines Gehirns – Memristoren als Hoffnungsträger

Rolf Kickuth, Gaiberg

Um dem Mysterium Gehirn näher zu kommen hat man früher Hirne gewogen und vermessen, Windungen gezählt, in Teile geteilt. Des Weiteren erschloss man sich die Bedeutung einzelner Hirnareale hauptsächlich dadurch, dass man Empfindungs- und Verhaltensänderungen von Hirnverletzten oder -erkrankten mit der Topologie des Gehirns in Verbindung brachte. Stimulationen immer kleinerer Hirnteile verfeinerten die funktionellen Gehirnkarten. Heute ist man in der Lage, einzelne Nervenzellen gezielt anzuregen und deren Reizleitung, ihre Physik und Chemie zu untersuchen. Von größeren zu kleineren Strukturen – top down – ging und geht man auch in der Untersuchung der elektrischen Aktivitäten des Gehirns sowie mit der funktionellen Magnetresonanztomographie (f-MRT). Mittlerweile hat sich eine weitere Herangehensweise zur Erforschung des Gehirns etabliert: bottom up. Fortschritte in der Molekularbiologie, Systembiologie und der Computertechnik ermöglichen es, Modelle des Gehirns von der zellulären und sogar teilweise molekularen Ebene her aufzubauen. Neuartige Bauelemente, deren theoretische Grundlage vor 40 Jahren erstellt wurde, könnten dieses „neuromorphic engineering“ erheblich beschleunigen: Memristoren. Neuromorphic engineering setzt neue Maßstäbe in der Komplexitätsbewältigung. Ethische Probleme lauern am Forschungshorizont. Es lockt jedoch die Möglichkeit, der Natur des menschlichen Geistes auf die Schliche zu kommen.

Die Leuchtturmfunktion dieser Forschungen nimmt das Blue Brain-Project an der Eidgenössischen Technischen Hochschule Lausanne (EPFL) ein. Das Ziel des Projektes ist, ein System bereitzustellen, mit dem sich Gehirnmodelle

Der Autor

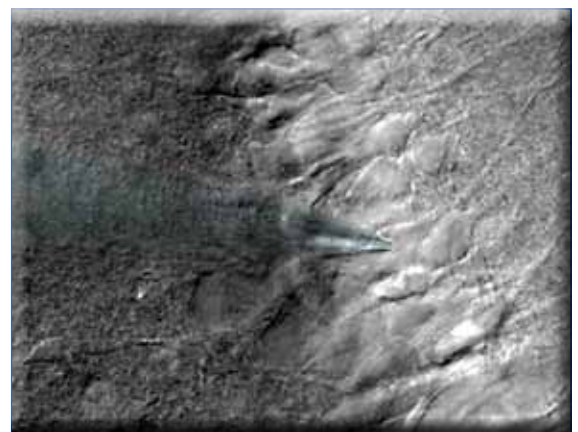
Rolf Kickuth ist Verleger der CLB. Schon während seines Chemiestudiums war er etwa für *FAZ*, *Bild der Wissenschaft* und *Chemische Rundschau* wissenschaftsjournalistisch tätig. Später gab er die *AXON* für Anwendungen und Methoden der künstlichen Intelligenz heraus. Er war zudem Chefredakteur des *Informatik Spektrum*, der Zeitschrift der Gesellschaft für Informatik, sowie Kongressveranstalter; u.a. organisierte er 2007 ein Symposium zu Brain Computer Interfaces.



verschiedener biologischer Arten insbesondere von Säugern aufbauen lassen. So unbescheiden schildert dies der Leiter des Projektes, Henry Markram, in einem ersten Teil einer Filmdokumentation darüber, die jetzt startete und zehn Jahre dauern soll [1]. Offenbar treibt Forscher wie Filmemacher die Hoffnung an, vergleichbar mit der Entwicklung eines zu fortgeschrittenem Denken fähigen Wesens am Ende dieses Zeitraums ein von Menschen gebautes Artefakt vor sich zu haben, das eine hohe informationsverarbeitende Komplexität aufweist und dies deutlich werden lässt. Markram sagt auch klar, dass am Ende dieser Gehirnmodellentwicklungen ein komplettes menschliches Hirnmodell stehen soll. „Es wird eine Intelligenz haben, es wird Sprachen sprechen“. Und weil das ganze System von der molekularen Ebene aufwärts simuliert werden wird, sei man in der Lage, beispielsweise den Einfluss bestimmter Moleküle auf die Intelligenz zu erkennen – oder welchen Einfluss Drogen, Medikamente haben, wie Alzheimer entsteht. Beobachtet will man dafür das Zusammenspiel von Millionen von Proteinen, Milliarden von Nervenzellen und Billionen von Synapsen.

Die Neurowissenschaft wandelt sich dabei zu einer Systemwissenschaft. Man untersucht zum Beispiel mit einem roboterisierten Anordnung das Verhalten Ionenkanälen in der Ovarien chi-

Abbildung 1: Patch-Clamp-Experiment an einer Nervenzelle aus dem Hippocampus. Die Pipette wurde im Foto nachträglich blau eingefärbt.



nesischer Hamster, charakterisiert es unter kontrollierten Bedingungen. Zu finden sind darin um die zweihundert verschiedene Ionenkanäle, die vergleichbar auch in Nervenzellen vorkommen. Dann erstellt eine Software automatisiert ein entsprechendes Computermodell davon. Diese Modell-Ionenkanäle baut man dann in Simulationen größerer Neuroschaltkreise ein.

Reverse engineering vs. Black box-Verfahren

Den Projektmitarbeitern hilft dabei weltweit einzigartig ein Gerät, mit dem sich die Verbindungen von zwölf Nervenzellen auffinden und im Detail untersuchen lassen, eine fortschrittliche Patch-Clamp-Technik (Abbildungen 1 und 2). Nach den damit erzielten Ergebnissen dann mit Reverse engineering-Verfahren entsprechende Schaltkreise als Software zu simulieren. Reverse engineering ist nicht nur das funktionelle Nachempfinden einer technischen oder biologischen Einheit – das macht man mit Black box-Verfahren, sondern das Bestreben, ein solches Objekt weitgehend exakt abzubilden.

Über 15 000 verschiedene molekularbiologische Experimente sollen schon im Vorfeld der Simulationen gemacht worden sein. Beim allerersten Start der Simulationen nach 15-jährigen Vorarbeiten hätte man dann gesehen: Alles passt zusammen. Ein Stimulus an das Neuromodell hätte laut Markram dieses arbeiten lassen, als sei es ein kleiner Teil eines Nervengewebes. In den drei Jahren seither hätte man mehr gelernt als in 20 Jahren Neurowissenschaften. Der Forscher vergleicht, es sei ein bisschen so als ginge man in einen Wald mit tausenden von Bäumen und untersuche, wie jeder kleine Zweig ausgerichtet sein muss, damit alles zusammenpasst. Synapsen würden sich ja zum Beispiel mit Submikrometer-Präzision positionieren, folgten dabei genauen Regeln. Man kenne jetzt diese Prinzipien und könne das simulieren.

Abbildung 2: Schematische Darstellung der Patch-Clamp-Anordnung (Abb.: Peter Wolber).

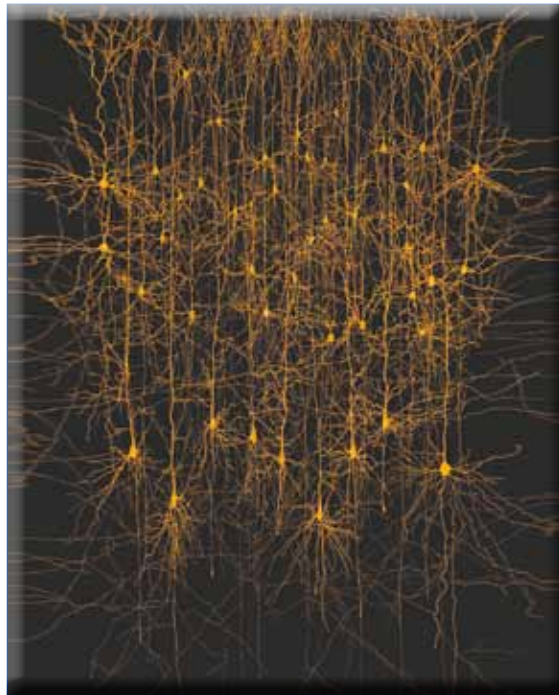
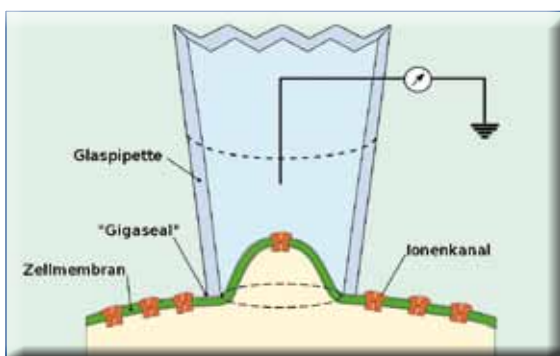


Abbildung 3: Das Bild zeigt einen Mikroschaltkreis des Neocortex. Er ist das stammesgeschichtlich jüngste Teil der Großhirnrinde und aus sechs Schichten aufgebaut. Zu erkennen sind die von den pyramidalen Neuronen abwärts führenden Axone, die die Informationen weiterleiten. Schon im August 2005 machte die CLB auf das Blue Brain-Projekt aufmerksam, kurz nach dessen Start. Dieses Bild war damals das Titelbild (Abb.: IBM/EPFL).

Am Beginn der Arbeiten hätte eine Doktorarbeit gestanden, in der ein Neuron simuliert werden sollte. Jetzt könne man zehntausend simulieren, mit größeren Rechnern auch Millionen oder Milliarden. Schon heute könnte man prinzipiell mit der Einrichtung einen kompletten Nagetier-Neocortex bauen (Abbildung 3), weil man den Aufbau kenne und aus kleineren Einheiten extrapolieren

Kurz gefasst

- Man versucht mit Neuromorphic engineering, das Verständnis für die Funktion des Gehirns zu verbessern, indem man Simulationen aus seinen kleinsten, einfachsten Einheiten heraus zusammenbaut und dadurch zu hochparallelen, komplexen Systemen kommt.
- Es gibt verschiedene Herangehensweisen an diese Aufgabe, die sich insbesondere im Grad der Abstraktion von der biologischen Realität unterscheiden.
- Eine besonders hohe Leistungsfähigkeit versprechen spezielle Neuro-Hardwareplattformen.
- Der Einbezug zeitabhängiger mathematischer Modelle für Neurosimulationen verbessert gegenüber früheren künstlichen neuronalen Netzen den Bezug zur biologischen Realität.
- Revolutionäre Leistungssprünge könnten neuartige Hardwarekomponenten liefern, die auf Memristoren basieren. Kommerzielle Memristor-Produkte sind in Vorbereitung, werden ab 2013 erwartet. Insbesondere sollen sich damit die Anforderungen einerseits an die Packungsdichte, andererseits an höchste Energieeffizienz der Neurohardware lösen lassen.

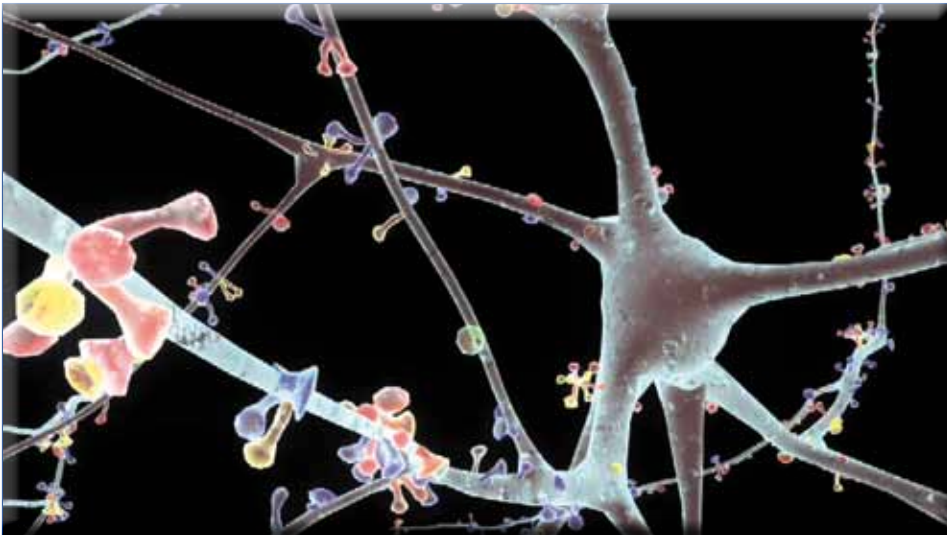
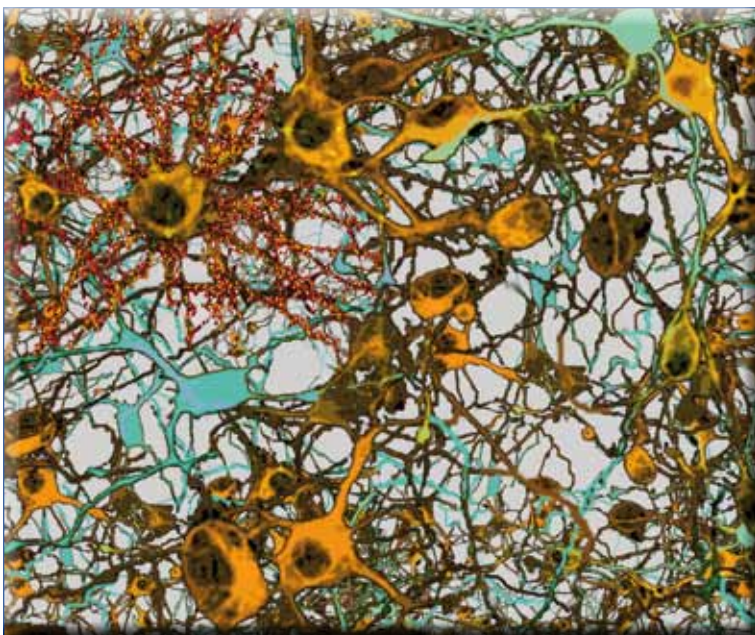


Abbildung 4: Das Bild zeigt eine 3D-Visualisierung neuronaler Verbindungen, die der Blue Brain-Computer simuliert. Der Name des Projekts bezieht sich übrigens auf IBMs Supercomputer „Blue Gene“. Auf ihm startete das Projekt – mit 22,94 TeraFlops Spitzen-Rechenleistung. Im Juni 2005 belegte er damit Platz 9 der jährlich zweimal veröffentlichten Top500-Supercomputerliste. Platz 1 leistete 183,50 TeraFlops. Heute verpasste der Rechner in Lausanne knapp einen Eintrag. Listenplatz 500 verzeichnete im Juni einen Computer mit 24,67 TeraFlops; Platz 9 hatte mit 557,06 TeraFlops die 24fache Leistung wie vor fünf Jahren, Platz 1 mit 2331 TeraFlops sogar die 101,6fache Leistung. Der Fortschritt der Gehirnsimulation ist also nicht nur eine Frage der Forschung, sondern auch des Geldes... (Abb.: EPFL/BlueBrain).

könne. Durch die Simulation lassen sich dann – in Echtzeit und 3D visualisiert – Prozesse erkennen, die man mit Experimenten nicht in der Anzahl und Auflösung verfolgen könnte (Abbildung 4). Man könne praktisch verfolgen, wie solch ein Maus-Avatar Entscheidungen trifft, wie das Gedächtnis funktioniert. Die Simulationen bringen

Abbildung 5: Die Komplexität im Gehirn ist überwältigend. Ein typisches Neuron im Gehirn hat viele Tausende von Synapsen, d.h. Kontaktpunkte mit anderen Neuronen – hier gezeigt für ein Neuron als rote Punkte (Bereich links oben). Nur etwa ein Promille der anderen Neurone, zu denen es Kontakte hat, wird hier dargestellt (Abb.: TU Graz/IGI).



so auch die experimentellen Neurowissenschaften voran.

In zwei bis drei Jahren will man laut Markram ein Maus- und Rattenhirn „fertig“ haben, dann mit einer Simulation des Katzenhirns fortfahren, weiter mit der eines Affen und schließlich mit der eines Menschenhirns.

Zwischenziel neokortikale Säule

Der Weg dazu würde durch viele verschiedene Roadmaps aufgezeigt, die alle parallel liefen. Es ginge zum Beispiel um komplexe Visualisierungen, die Bewältigung von Exa- und später Petabyte von Daten, um neue Computerhardware, um Datenbankmodelle, die Integration vielfältiger molekularbiologischer und genetischer Daten.

Ein wichtiges Zwischenziel des Projekts wurde im November 2007 erreicht. Man hat eine neokortikale Säule eines Rattenhirns auf zellulärer Ebene simuliert. Neokortikale Säulen haben etwa eine Höhe von zwei Millimetern und einen Durchmesser von einem halben Millimeter (Abbildung 3). Beim Menschen enthalten sie circa 60 000 Neuronen; die simulierte kortikale Säule der Ratte hat 10 000 Nervenzellen und bis zu hundert Millionen Synapsen.

Vor etwas über einem Jahr hieß es dann, die Blue Brain-Simulation würde aus sich selbst heraus Muster höherer Ordnung erzeugen [2]. Der Rechner kann die 10 000 Neuronen mit ihren zehn Millionen Verbindungsstellen als farbcodierte Objekte visualisieren (Abbildung 4). Die Muster zeigten sich in spontan koordiniert auftretenden Farbwellen, die diese Simulation durchfluteten. Man darf spekulieren: Entspricht das in höheren Gehirnen Gedanken oder einer Persönlichkeit?

Forschen in zwei Richtungen: möglichst tief, möglichst viel

Die Forschungen laufen jetzt in zwei Richtungen weiter. Einerseits will man die Simulation auf die molekulare Ebene hin ausweiten, um eben etwa die Wirkung einzelner Proteine oder die Genexpression untersuchen zu können. Es gilt also zu untersuchen, in welchen Zusammenhang elektrische Aktivität und Genaktivität stehen (siehe dazu auch den Kasten rechte Seite: Wie Gene

und Proteine synaptische Leistungen beeinflussen). Andererseits will man die Simulation einer kortikalen Säule vereinfachen, um zu den etwa eine Millionen Säulen dieser Art zu gelangen, die den menschlichen Neokortex ausmachen; von der Abstraktion bezüglich molekularer Mechanismen entspricht das dann doch etwas dem Black box-Verfahren; eine komplett auf molekularer Ebene angelegte Simulation würde auch den stärksten

heutigen Supercomputer überfordern (Abbildung 5).

In einer Zehn-Jahres-Perspektive sollen verschiedene Forscher weltweit eigene Modelle verschiedener Gehirnregionen erstellen und in eine Internet-Datenbank hochladen können. Die Blue-Brain-Software soll diese Module miteinander vernetzen und daraus die erste Simulation eines vollständigen Gehirns aufbauen.

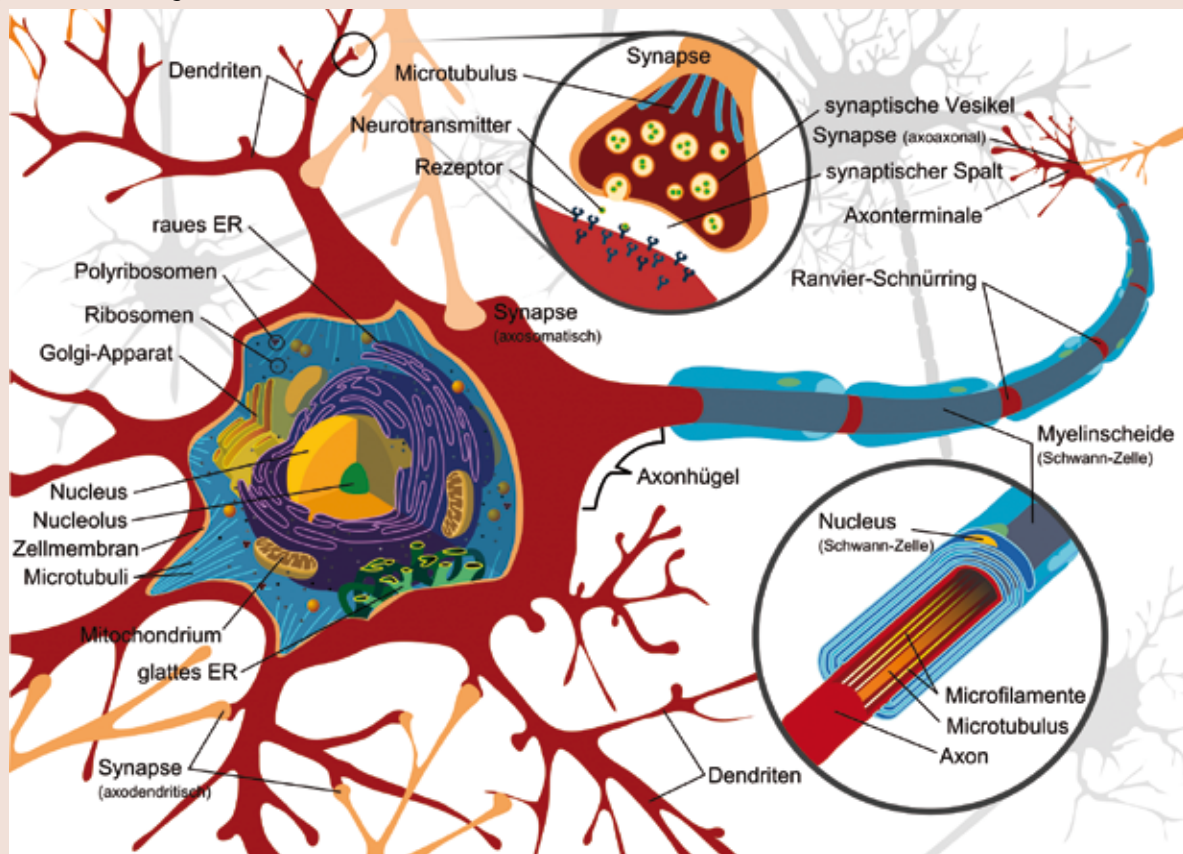
Wie Gene und Proteine synaptische Leistungen beeinflussen

Ein Beispiel für den Zusammenhang elektrischer und Genaktivität in Neuronen bzw. die Auswirkungen auf Synapsen zeigen ganz aktuelle Entdeckungen Bonner Forscher, die am 29. September 2010 veröffentlicht wurden (H. Beck et al., *Journal of Neuroscience*; doi: 10.1523/JNEUROSCI.1847-10.2010). Eine Synapse hat eine Zuleitung, das Axon (siehe Abbildung Neuron Diagramm; Abb.: Mariana Ruiz Villarreal). In der Synapse wird dieses Axon durch einen schmalen Spalt von einer ableitenden Faser, dem Dendriten, getrennt. Jeder elektrische Reiz läuft vom Zellkörper über das Axon bis zum synaptischen Spalt. Dort führt er zur Ausschüttung chemischer Botenstoffe. Diese durchqueren den Spalt und docken an den Dendriten an. Der Dendrit generiert als Reaktion ein elektrisches Signal und leitet es weiter.

Wie viel Botenstoffe an der Synapse ausgeschüttet werden, hängt von ihrem „Trainingszustand“ ab: Synapsen können bei häufiger Reizung eine solche Trainingsform einnehmen, dass sie auf einen Schlag große Mengen von Neurotransmittern freisetzen. Die Forscher konnten nun erstmals zeigen, dass für diese Eigenschaftsänderung der Synapse nicht nur die regelmäßige lokale Stimulierung verantwortlich ist. Vielmehr hängt die Stärke der Transmitterfreisetzung den Befunden nach entscheidend von der Reizung des über das zuleitende Axon einige Millimeter entfernten Zellkörpers ab.

Bei ihren Experimenten reizten die Forscher nun ausschließlich den Zellkörper oder alternativ ausschließlich die Synapse. In beiden Fällen beobachteten sie keinen nachhaltigen Trainingseffekt. Anders war es, wenn sowohl Zellkörper als auch Synapse regelmäßig elektrisch gereizt wurden: Die Kontaktfreude der Nervenzelle nahm dann dauerhaft zu.

Der Zellkörper enthält unter anderem das genetische Material der Nervenzelle. Die Forscher vermuten, dass durch die regelmäßige elektrische Reizung gezielt Erbinformationen eingeschaltet werden. Der Zellkörper produziert dann vermehrt Proteine, die für die synaptische Funktion wichtig sind. Diese Proteine gelangen dann über eine Art „Schiennetz“ innerhalb der Zelle zur Synapse. Bei einer Zerstörung dieser Transportbahn büßten die Synapsen erwartungsgemäß ihre Lernfähigkeit ein. Nun will man herausfinden, welche Proteine aus dem Zellkörper für den Trainingseffekt verantwortlich sind.



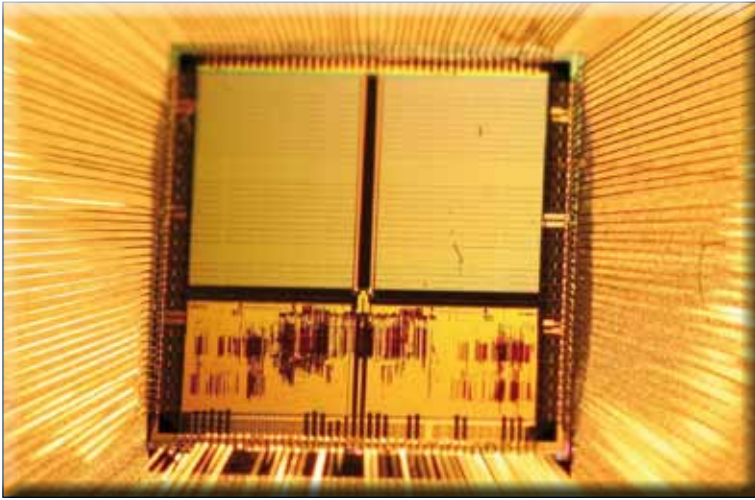


Abbildung 6: Der „Spikey-Chip) arbeitet analog. Er simuliert 384 Neuronen. Jedes davon hat 256 synaptische Verbindungen. Sie machen den Großteil der Chipfläche aus (auf dem Foto die beiden großen Rechtecke in den oberen 2/3 des Chips). Diese Fläche wurde zur Illustration des Zusammenhangs zu Synapsen auf dem Titelbild dieser CLB mit einer verzerrten Version der Abbildung 5 gefüllt (Abb.: KIP/Meier).

Diese Herangehensweise, der Zusammenbau aus einzelnen kleinen Stücken, baut auch auf Effekte von Selbstorganisation und Selbstähnlichkeit. Das menschliche Genom hat einen Informationsgehalt von der Größenordnung ein Gigabyte. Das Gehirn ist jedoch so komplex, dass es sich vielleicht mit Petabyte an Informationen beschreiben lässt. Das es aus dem Genom entsteht liegt wohl auch in einem Fraktalprozess begründet. Solche Prozesse weisen Selbstähnlichkeiten von kleinen zu großen Strukturen auf. Warum also nicht ein Gehirn aus vielen einfachen Strukturen aufbauen?

Auch die Zeitskala Markrams ist nicht völlig von der Hand zu weisen (Abbildung 7). Es gibt ja die erstaunliche Erfahrung der Entschlüsselung des menschlichen Genoms. 1990 wurde das Human Genome Project gegründet, 2001 meldete man den Erfolg – seit 2003 ist er offiziell. Auf halben Wege jedoch hatte man erst etwa ein Prozent des Genoms entschlüsselt. Heute schafft es ein einzelner Sequenzierautomat jeden Tag etwa die Menge an Basen zu entschlüsseln, die ein menschliches Genom aufweist. Durch das Zusammenwirken verschiedener Wissenschaften und Techniken erwartet man auch hinsichtlich des Blue Brain Projektes, dass sich ähnliche Beschleunigungen ergeben.

Grenzen der Machbarkeit

Das weckt natürlich Ängste. Markram versucht, Ängste vor solchen Simulationen nicht aufkommen zu lassen. Er hebt hervor, sie könnten ein diagnostisches Werkzeug darstellen,

um eine personalisierte Medizin bei Hirnerkrankungen einzuführen. Dennoch: Abgesehen davon, dass spätestens beim Menschenhirn-Simulationen ungelöste ethische Fragen die Forschungen bremsen könnten, gibt es rein physikalische Bedenken gegen seine Pläne, und die betreffen einfach die energetische Effizienz heutiger Computer.

Um das zu verdeutlichen hier eine kleine Rechnung: Der energieeffizienteste Supercomputer der wie die Top500 halbjährlich erscheinenden Liste Green500 ist zur Zeit (Liste vom Juni 2010) der deutsche Forschungsrechner QPACE; das Forschungszentrum Jülich und die Universitäten Regensburg und Wuppertal haben je einen davon. Er schafft 773 Megaflops pro Watt und hat eine Spitzenleistung von 55 Teraflops (im Durchschnitt 44,5 Teraflops), belegt damit Platz 131 in der Top500-Liste. Nur: Er ist mit seinem Verbrauch von 57,54 Kilowatt dafür eben rund viermal so effizient wie der Durchschnitt der Supercomputer. Der BlueBrain-Rechner schafft mit 23 Teraflops knapp die Hälfte der QPACE-Leistung, simuliert 10 000 Neuronen einer kortikalen Rattenhirnsäule. Unterstellt man, dass eine solche Säule beim Menschen 100 000 Neuronen umfasst, und dass der gesamte menschliche Kortex eine Millionen derartiger Säulen hat, benötigt man bei linearer Skalierung fünf Millionen von Green500-Toprechnern, betrieben von 287 Kernkraftwerken mit je einem Gigawatt Leistung... Übrigens: Das menschliche Gehirn verschlingt mit seinen 100 Milliarden Neuronen nur 20 Watt Leistung.

Neuro-Hardwarekonzepte

Um die Bottom up-Hirnsimulationen in größerem Maßstab zu skalieren sind also völlig neue Hardwarekonzepte gefragt, möglichst solche, deren Elemente die Neuronen mit minimalem Aufwand nachbilden. Ein solch ein Konzept gibt es an der Universität Heidelberg am Kirchhoff-Institut für Physik (KIP). Es ist Ergebnis des EU-Projekts FACETS, das unter der Leitung von Karlheinz Meier Ende August abgeschlossen wurde. Wie der Name „Fast Analog Computing with Emergent Transient States“ schon sagt handelt es sich dabei um eine vorwiegend analoge Herangehensweise an die Hirnsimulation. Das Rechenwerk eines für dieses Projekt entwickelten Chips, der Spikey-Chip (Abbildung 6), rechnet nicht mit Nullen und Einsen – Strom aus, Strom an – sondern mit variablen Spannungen und Strömen. Die Kommunikation zwischen den analogen Rechenelementen in dem Chip erfolgt durch Spannungsimpulse. Nur für das Auslesen der inneren Zustände (synaptischen Gewichte) seiner Neuronen-simulierenden Schaltkreise dienen eine jeweils vier Bit große Zahl.

Etwas genauer betrachtet enthält solch ein Spikey-Chip 384 in Hardware simulierte Neu-

Abbildung 7: Auf der TED Global Conference 2009 in Oxford bekräftigte Henry Markram, man könne eine komplette Hirnsimulation innerhalb von zehn Jahren erreichen (Bild: TED).



ronen mit jeweils 256 ebensolchen Synapsen, also knapp 100 000 Synapsen. Das physikalische Modell dieses Neuronetzwerks enthält Kapazitäten, die Membranpotenziale darstellen. Ladungen, die durch die Ionenkanäle der Synapsen – wohl gemerkt alles Modelle – fließen, bringen dann irgendwann das Membranpotenzial auf einen Spannungs-Schwellwert, der dazu führt, dass das entsprechende Neuron eine Signalspitze abgibt, einen „Spike“ feuert.

Die Konstruktion wurde vorbereitet und begleitet durch detaillierte Softwaresimulationen, in Zusammenarbeit u.a. mit den Lausanner Blue Brain-Forschern (deren Projektleiter Felix Schürmann übrigens bei Karlheinz Meier promovierte), um dem natürlichen Verhalten von Nervenzellen möglichst nahe zu kommen.

Vorteile: Fehlertoleranz und Geschwindigkeit

Das Tolle an der Sache: Diese analogen Chips sind fehlertolerant. Es macht praktisch nicht, wenn ein Neuron ausfällt. Dadurch sind sie billig herzustellen; der aufwändige Prüfprozess kann weitgehend entfallen. Weil sie sich von oben ansteuern lassen, kann man gleich einen ganzen Wafer mit einer Vielzahl Chips nehmen. Auf diese Weise erhält man in Schreibblockgröße eine Neurosimulations-Hardware, die 200 000 Neuronen und 50 Millionen plastische Synapsen repräsentiert (Abbildungen 9 und 10). Und weil darin keine Ionenströme, sondern Elektronen fließen, laufen die Simulationen darin auch noch etwa 100 000 mal schneller als die entsprechenden natürlichen Vorgänge ab.

Schlüsselbegriff Plastizität

Ein Schlüsselwort im vorigen Absatz war „plastisch“. Die Eigenschaft von Synapsen, Nervenzellen oder ganzen Hirnarealen, sich in Abhängigkeit von ihrer Verwendung zu verändern, nennen Wissenschaftler neuronale Plastizität. Ein Gehirn ist ein in seiner konstruktiven Gestalt – nicht in der äußeren Form – sich dynamisch verändernder Computer. Im Blue Brain-Projekt simuliert man zwar eine kortikale Säule mit 10 000 Neuronen.

Diese sind jedoch nicht wie in der Natur durch Plastizitätsprozesse selbstkonfiguriert. Erst fernere Softwaremodelle sehen diesen Prozess vor, der es ja erst ermöglicht, dass aus dem Informationsinhalt von weniger als einem Gigabyte, der im Genom eines Menschen enthalten ist, so etwas Komplexes wie das menschliche Gehirn evolviert. Solch ein Verhalten soll die Hardwaresimulation von FACETS leisten. Dessen Nachfolgeprojekt BrainScaleS (Brain-inspired multiscale computation in neuromorphic hybrid systems) startet als Teil der 7. EU-Forschungsrahmens laut Meier

wohl Anfang nächsten Jahres. BrainScaleS wird Verbindungen sowohl zu Blue Brain wie auch zu Brain-i-Nets aufbauen. Letzteres startete im Januar dieses Jahres ebenfalls als Teil des 7. EU-Forschungsrahmens unter Leitung des Grazer Neuroinformatikers Robert Legenstein.

Die Forscher des Grazer Instituts für Grundlagen der Informationsverarbeitung (IGI; Leitung Wolfgang Maass) wollen durch detaillierte Untersuchungen an intaktem Hirngewebe herausfinden, wie die Plastizität der synaptischen Aktivität durch biochemische und Umweltfaktoren beeinflusst wird. Dabei helfen beispielsweise neue optogenetische Werkzeuge für die Darstellung neuromodulatorischer Vorgänge. Deren Analyse soll dann dazu dienen, neue Lernregeln für künstliche neuronale Netze zu erstellen, die über die Hebbische Lernregel hinausgehen. Ein kleiner Einschub zur Geschichte der Hirnforschung und zu künstlichen neuronalen Netzen soll hier etwas Zeit geben zum Luft holen...

Hebbsches Lernen

Schon 1894 postulierte der Spanier Santiago Ramon y Cajal, dass das Gedächtnis durch die Stärkung der Verbindung zwischen existierenden Neuronen gebildet wird. 1949 formulierte der kanadische Neurophysiologe Donald Olding Hebb eine erste Lernregel: Das Gehirn lerne, indem Verbindungen zwischen Nervenzellen (Neuronen), die gleichzeitig aktiv sind, verstärkt werden [3]. Detaillierter ausgedrückt: Wenn eine Nervenzelle A eine Nervenzelle B dauerhaft und wiederholt erregt, wird die Synapse dadurch so verändert, dass die Signalübertragung effizienter wird. Dadurch erhöht sich das Membranpotential im Empfänger-Neuron.

Im Jahr 1966 machte der Norweger Terje Lømo die dazu passende Entdeckung. Er führte eine Reihe neurophysiologischer Experimente mit betäubten Kaninchen durch, um die Rolle des Hippocampus in Bezug auf das Kurzzeitgedächtnis zu untersuchen. Er stimulierte dabei einzelne Nervenzellen und stellte fest: Treten die mit den Stimulationen verknüpften Aktionspotentiale häufiger oder schneller oder besser koordiniert auf, so führt dies zur dauerhaften Verstärkung der Signalübermittlung zwischen den Zellen. Zusammen mit seinem Mitarbeiter Timothy Bliss publizierte Lømo 1973 diese Ergebnisse [4]. Die Autoren bezeichneten dieses Phänomen als long-term potentiation (LTP). Dieser Lernprozess, der wenige Minuten bis zu lebenslang anhalten kann, wurde intensiv im Hippocampus erforscht.

Wissenschaftler um Nikos Logothetis vom Max-Planck-Institut für biologische Kybernetik in Tübingen konnten im vergangenen Jahr sogar durch experimentelle Reizung von Nervenzellen im

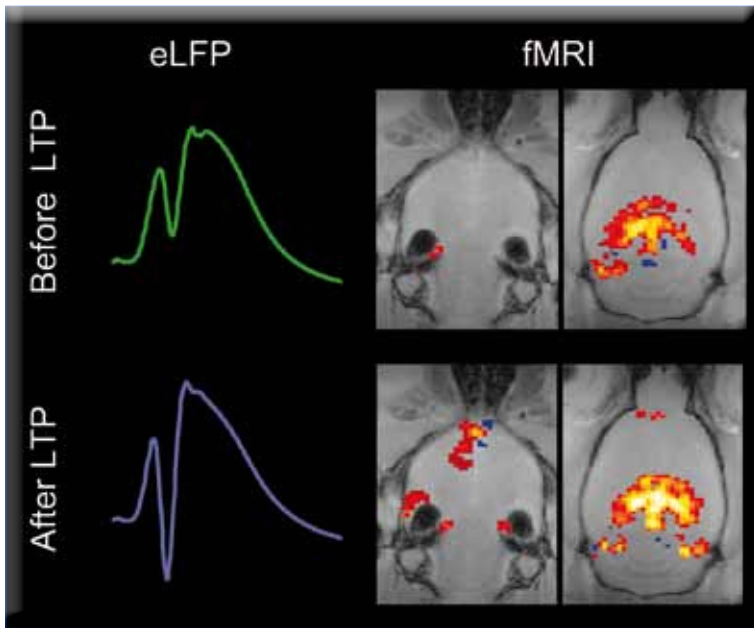
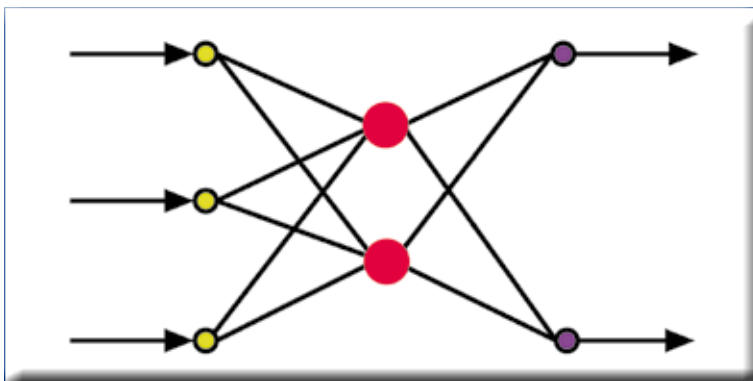


Abbildung 8: Die langfristige Verstärkung der Reizübertragung an den Synapsen (LTP) im Hippocampus führt zu einer weit reichenden Neuorganisation des Nervennetzes. Die Bilder des Kernspintomographen (fMRI) zeigen, welche Gehirnareale gerade stark durchblutet und damit aktiv sind (Abb.: Canals / MPI für biologische Kybernetik).

Hippocampus erstmals zeigen, dass sich die Aktivität auch großer Hirnareale mittels LTP langfristig verändern lässt [5]. Durch eine Kombination von funktioneller Magnetresonanztomographie mit Mikrostimulation und Elektrophysiologie – also eines typischen top down-Verfahrens – verfolgten sie, wie sich große Populationen von Nervenzellen im Vorderhirn von Ratten neu vernetzen (Abbildung 8). Die Veränderungen zeigten sich in einer besseren Kommunikation zwischen den Hemisphären und in einer Verstärkung von Verschaltungen im limbischen System und in der Hirnrinde. Während die Hirnrinde unter anderem für Sinneswahrnehmungen und Bewegungen zuständig ist, verarbeitet das limbische System Emotionen und ist für die Entstehung von Triebverhalten mitverantwortlich.

Abbildung 9: Prinzip eines einfachen feedforward-künstlichen neuronalen Netzes. Es verfügt über Eingangs-, Zwischen- und Ausgabeneuronen (Abb.: RK).



Erste künstliche neuronale Netze

Von einer Simulation eines derartigen Verhaltens in Computern konnten Forscher lange Zeit nur träumen. Einerseits gab es weder eine Hardware, die leistungsfähig genug gewesen wäre, noch hatte man ansatzweise Erkenntnisse über Mechanismen, die so etwas ermöglichen könnten. 1958 – neun Jahre nach Hebb's Postulat – baute der amerikanische Psychologe Frank Rosenblatt das Perceptron, ein einfaches künstliches neuronales Netzwerk (KNN). Es konnte schon Muster klassifizieren, war lernfähig und fehlertolerant und konnte „Erfahrungen“ verallgemeinern, also generalisieren. All das waren Eigenschaften, die man zuvor nur dem Gehirn zuschrieb. Das Perceptron bestand aus einem Raster mit 400 Photozellen, die mit 512 neuronensimulierenden Schaltkreisen verbunden waren. Eine Hebb-ähnliche Lernregel veränderte die Verbindungen (synaptischen Gewichte) zwischen ihnen, und die „Netzhaut“ lernte, Buchstaben zu erkennen. 1969 wurde der KNN-Forschung jedoch ein Tiefschlag versetzt. Marvin Minsky und Seymour Papert vom Massachusetts Institut of Technology (MIT) wiesen nach, dass das Perceptron bei bestimmten Klassifikationen versagen muss [6]. Daraufhin zogen sich die Geldgeber der KNN-Forschung zurück, sie kochte mehr als zehn Jahre auf Sparflamme.

Einige hartnäckige Forscher ließen dann jedoch den Neurocomputer-Phoenix aus der Asche seines früheren Ansehens neu entstehen. Zum einen hatte sich herausgestellt, dass die im Buch beschriebenen Einschränkungen nur für spezielle, sehr einfache Netzwerke ohne „verdeckte Schicht“ gelten; zum anderen ermöglichte die Geschwindigkeitssteigerung konventioneller Computer, immer bessere Simulationen von KNNs zu konstruieren und zu prüfen. Und die Konnektionisten, so eine Bezeichnung derjenigen, die sich mit neuronalen Netzen befassen, schufen neue Netze.

Ein Beispiel dafür ist Madaline, das durch zusätzliche Neuronen (multiple adaptive linear elements) zwischen Ein- und Ausgabe die von Minsky und Papert beschriebenen logischen Grenzen einfacher Netze überwand (Abbildung 9). Als man dann 1985 madaline-artigen Netzwerken beibrachten, Fehler beim Training durch alle Schichten des Netzwerkes rückzurechnen und zu verringern, stand ersten Anwendungen der künstlichen neuronalen Netze nichts mehr im Wege. Auch heute bilden diese Backpropagation-Netzwerke die Grundlage für die meisten KNN-Anwendungen.

Große Vielfalt künstlicher Neuronetze

Allgemein gilt: Bei den künstlichen Neuronetzen gibt es etliche Modelle; es lässt sich eine Vielzahl

von Parametern ändern. Das macht ihren Einsatz für spezifische Anwendungen so schwierig; es ist eine genaue Abstimmung nötig. Wissenschaftler und Techniker können Feedforward- oder Feedback-Netze entwerfen, die Lernregeln variieren, die Input-, Transfer- sowie die Outputfunktionen der Prozessorelemente verändern. Damit wird beispielsweise festgelegt, ob ein Neuron alle Eingangssignale einfach aufsummiert (Input), ob ein Schwellwert zu überwinden ist, damit das Neuron Impulse weitergibt (Transfer), oder ob nur das Neuron einer Schicht mit dem höchsten Output Impulse weitergeben darf (Output), gemäß der Losung: der Gewinner bekommt alles. Es gibt Feedforward-Netze wie die oben beschriebenen, aber auch Netze, in denen die Neuronen aller miteinander verkoppelt sind.

Der Schichtbegriff spielt dabei keine Rolle. Ihre mathematische Beschreibung umfasst Algorithmen, die denen zur Ermittlung energetischer Zustände in Spingläsern dienen. Das sind Substanzen, bei denen etliche Atome keinen Magnetismus aufweisen, andere aber magnetisch sind, wobei ihre Pole in unterschiedliche Richtungen weisen können. Man sagt, ihre magnetischen Spins sind ungeordnet. Allerdings beeinflusst ein magnetisches Atom seine Nachbarn, sucht diese in (oder gegen) seine eigene Magnetisierung auszurichten, und die Spins dieser Nachbaratome wechselwirken mit anderen und auch untereinander. Genau solch eine Wechselwirkung passiert aber auch in künstlichen neuronalen Netzen mit Rückkopplungen.

Es gibt KNNs für Lernaufgaben, die ein Training benötigen. Dazu zählen etwa die Backpropagation-Netze. Es gibt aber auch künstliche Neuronetze, die selbstständig, selbstorganisiert lernen (self organizing maps des Finnen Teuvo Kohonen oder Netze nach der adaptive resonance theory ART). Eine Aufgabe solcher Netze ist es, eine Lösung des Konflikts zwischen Stabilität und Plastizität von künstlichen neuronalen Netzen zu finden: Sie sollen gelernte Muster behalten, trotzdem Neues leicht lernen und damit die alte Information nicht überschreiben – wie es ja natürliche Gehirne auch können.

Zeitabschnitte codieren Information

Etwa bis Ende der 90er Jahre des vorigen Jahrhunderts ließen alle KNN-Modelle in ihrer theoretischen Beschreibung jedoch eins weitgehend außer Acht: die Zeit. Im biologischen Gehirn jedoch spielt die Zeit eine wichtige Rolle. Die Abfolge von Aktionspotenzialen bringt Zeitfaktoren in die Hirnfunktion ein, machen Teile der Gedächtnisarbeit aus.

Die Hebb'sche Lernregel wurde wie oben dargestellt Ende der 60er Jahre des vorigen Jahrhunderts experimentell bestätigt. Erst viel später hat

man jedoch festgestellt: Es hängt sehr genau von der zeitlichen Differenz ab, mit der die Neuronen relativ zueinander einen Impuls abgeben, wie sehr sich ihr weiteres Zusammenwirken verbessert. Dieses Prinzip nennt man „Spike Time Dependent Plasticity“ (STDP). Es ist heutzutage grundlegend für die Hirnforschung wie auch für die Computeneurowissenschaften (siehe dazu auch Seite 457: Schneller Code für Gerüche: Abstände von Nervenimpulsen entscheidend).

Der Ausdruck weist schon darauf hin, dass die Aktivität von Synapsen, ihre Wandlungsfähigkeit, ihre Plastizität, entscheidend für Lernvorgänge ist. Lernen spielt sich auf zellulärer Ebene innerhalb von wenigen hundert Millisekunden ab. Mittel der Kommunikation zwischen den Nervenzellen sind elektrische Impulse, die „Spikes“. Damit unsere Erinnerungsfähigkeit die gesamten Zeitbereiche von Sekunden, Stunden, Tagen, Jahren abdeckt sind verschiedene Mechanismen am Werk. Spikes können die synaptische Funktion beispielsweise kurzzeitig verändern. Diese STP (für short time plasticity) ist beispielsweise davon abhängig, in welcher Reihenfolge Impulse die Synapse erreichen. Kommen präsynaptische Spikes vor postsynaptischen Spikes an – also von einem entfernten Neuron zu dem Neuron hin, an dem die Synapse sitzt (pre-post spiking), erzeugt dies eine langfristige Verstärkung der Synapsenaktivität (LTP für long term potentiation). Im umgekehrten Fall, auch als post-pre spiking bezeichnet, vermindert sich die Aktivität (long-term depression, LTD). U.a. diese Form des synaptischen Kurzzeitgedächtnisses ist notwendig, damit später Informationen ins Langzeitgedächtnis überführt werden.

Die feuerratenabhängige Plastizität von Synapsen wurde übrigens von Henry Markram entdeckt, als er Anfang der 90er Jahre in dem Heidelberger Labor von Bert Sakmann als Postdoc arbeitete. Sakmann war es gelungen, mit feinsten Glasröhrchen die elektrischen Impulse einzelner Neuronen zu belauschen. Für die Entwicklung dieser Patch Clamp-Technik (Abbildungen 1 und 2) erhielt er 1991 den Nobelpreis. Eine Weiterentwicklung dieser Technik führte ja auch zu o.g. Gerät, mit dem sich bis zu zwölf Neuronen gleichzeitig in ihrer Aktivität überwachen lassen.

Mathematische Algorithmen, die die STDP beschreiben, haben mittlerweile natürlich ihren Einzug in neue Modelle für künstliche neuronale Netze gehalten – und in den Entwurf von Neurohardware, zu denen auch jene der Heidelberger Wissenschaftler zählt (Abbildungen 10 und 11). Damit hat man ein weiteres Werkzeug in der Hand,

Abbildung 10: Dieses Bild zeigt die relative Kleinheit des neuen Hardware-Ansatzes zur Simulation neuronaler Aktivitäten: Prof. Karlheinz Meier an einem Testaufbau des FACETS-Wafer, dessen Verbindungsplatte zu sehen ist (Foto: RK).



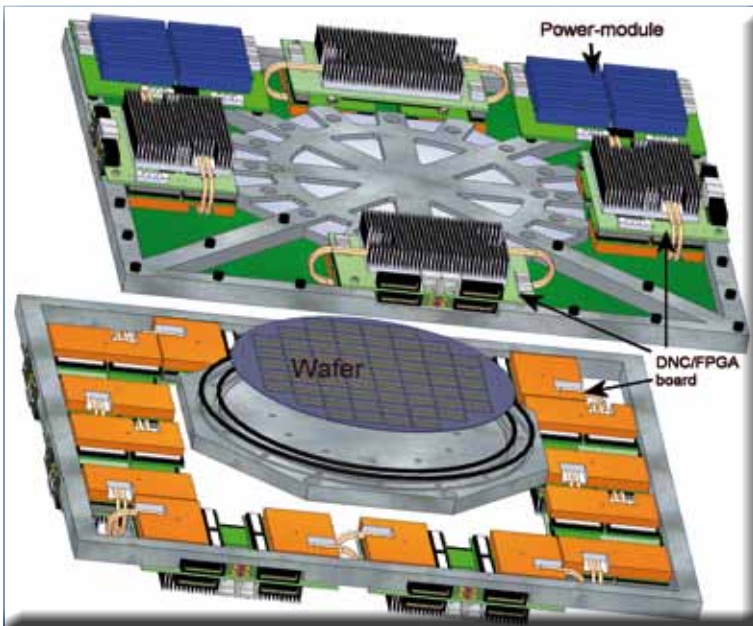


Abbildung 11: Prinzipieller Aufbau eines analogen Neurocomputers mit einem Wafer, der aus einer Vielzahl von Spike-Chips besteht und Algorithmen der STDP ausführt. Diese Neurosimulations-Hardware repräsentiert 200 000 Neuronen und 50 Millionen plastische Synapsen (Abb.: KIP/Meier).

mit dem man versuchen kann, dem Phänomen biologischen Lernens auf die Spur zu kommen. Sicher ist: So wie beispielsweise Backpropagation-Netzwerke lernen geschieht das Lernen im Gehirn nicht...

Memristoren für Neurosimulationen

Wie bereits ausgeführt ist der Energieverbrauch heutiger Computer ein großes Hindernis bei der umfangreichen Simulation neuronaler Netzwerke, wie sie z.B. im Blue Brain-Projekt angestrebt wird. Wenn man sich etwas von den biologischen, molekularen Grundlagen von Nervennetzen entfernt und eher Wert auf eine möglichst effiziente Nachbildung ihrer Funktionen legt, dann bringen wie beschrieben spezielle Neurochipkonstrukte schon erhebliche Fortschritte in der Dimension der parallelen Informationsverarbeitung wie auch in der Energieeffizienz. Mit den 20 Watt Energieverbrauch bei 100 Milliarden Neuronen und der hundert Billionen Synapsen eines menschlichen Gehirns werden aber auch solche spezialisierten Hardwareprodukte noch lange nicht konkurrieren können.

Es deutet sich allerdings eine weitere Hardware-Optimierungsmöglichkeit an, und die beschreibt man mit einem Kunstwort: Memristor (Abbildungen 12 und 13). Die lateinischen Wurzeln *memorare*: sich erinnern und *resistere*: Widerstehen deuten schon auf die Funktion hin. Es handelt sich um einen elektrischen Widerstand,

dessen Wert je nach früher durch ihn geflossenen Ströme unterschiedlich ist. Das Bemerkenswerte: Ein Memristor ist so tiefgreifend in der Elektrotechnik verankert, dass er neben dem Widerstand, dem Kondensator und der Spule als viertes fundamentales passives Bauelement gilt. Die mathematische Rechtfertigung für die Existenz eines Memristors als viertes fundamentales Bauelement basiert auf einer Symmetriebetrachtung bezüglich der anderen drei Elemente. Ein normaler Widerstand ergibt sich als Funktion von Spannung und Strom. Die Kapazität eines Kondensators ist eine Funktion zwischen Spannung und Ladung, die Induktivität einer Spule hingegen eine Funktion zwischen Strom und magnetischem Fluss. Was fehlt ist ein Element, der eine funktionale Beziehung zwischen magnetischem Fluss und Ladung. Genau diese Funktion weist ein Memristor auf. Praktisch bedeutet das: Man kann den Widerstandswert eines Memristors einmal durch einfachen Ladungstransport programmieren, und dann behält er diesen Wert bis zur Reprogrammierung bei (Abbildung 13).

Während die ersten drei fundamentalen elektrischen Bauelemente schon im 19. Jahrhundert bekannt waren, beschrieb Leon Chua (Abbildung 14) von der Universität Berkeley in Kalifornien den Memristor jedoch erst in einer Arbeit im Jahre 1971 [7] – rein theoretisch. Eine erste Mitteilung über eine physikalische Realisierung gab es erst 2007. Im April 2008 haben Forscher von Hewlett Packard einen relativ einfach aufgebauten Schichtverbund aus Titandioxid mit Platinelektroden als Memristor vorgestellt. Ende August 2010 wurde in Arbeiten von Jun Yaound James M. Tour von der Rice Uni-

Abbildung 12: Aufnahme des in den Laboren von Hewlett Packard hergestellten Schichtverbundes von 17 Memristoren mittels eines Rasterkraftmikroskops (Abb.: J. J. Yang, HP Labs).



versity gezeigt, dass auch einfaches Siliciumdioxid als Schichtmaterial funktioniert. Ein solcher Memristor besteht aus einer 5 bis 20 Nanometer dicken Siliciumdioxidschicht zwischen leitend dotierten Siliciumschichten. Das Bauelement kann auf einer Fläche von ca. zehn Nanometern Kantenlänge und aufgrund der einfachen Struktur äußerst preiswert hergestellt werden. Es arbeitet, weil sich in der Oxidschicht bei Anlegen einer Spannung Pfade aus reinen Siliciumnanokristallen zu einer leitenden Struktur formen, die durch eine andere Spannung reproduzierbar und wiederholt zerstört werden kann.

Das technisch Interessante an Memristoren ist: Als Speicherelement lassen sie sich mit sehr wenig elektrischer Energie betreiben, und zudem sind sie in kleinsten Maßstäben realisierbar. Im Mai 2008 waren die Wissenschaftler bei Hewlett-Packard in den 15-Nanometer-Bereich vorgestoßen; als Grenze bei herkömmlichen Fertigungsverfahren gelten 16 Nanometer. Zudem können sie nicht nur die Binärwerte 0 und 1 speichern, sondern – aufgrund ihres analogen Verhaltens – beliebige Zwischenwerte.

Prädestiniert als Bauelemente für Synapsen

Diese Art der Speicherung prädestiniert Memristoren geradezu als Bauelemente für technische Nachempfingungen biologischer Synapsen, zumal dabei ihre problematische Eigenschaft nicht stört: die Zuverlässigkeit ihrer Speichereigenschaften lässt gegenüber derjenigen der gewohnten Digitaltechnik zu wünschen übrig. Aber neuronale Netze sind ja fehlertolerant. Zudem hat man gerade am Forschungszentrum Jülich Wege gefunden, wie man die gegenseitigen Störungen rein passiver Memristor-Speicherzellen, das Übersprechen, verhindern kann.

Und es gibt bereits Rechnerarchitekturen, bei denen sich mit Memristoren Speicher- und Logikbereiche auf einem Chip lokal zusammenführen lassen. Beim der klassischen von-Neumann-Rechnerarchitektur gibt es bekanntlich einen „Rechenknecht“, der seine Informationen aus Speicherzellen abseits seiner selbst zieht; Speicher und Logikteil sind streng getrennt. Der dazu notwendige Datenaustausch ist mit ein Grund für die hohen Energieverluste heutiger Computer. Auch von fertigungstechnischer Seite zeichnen sich Lösungsmöglichkeiten für die einfache Herstellung von Memristorchips ab; dies zeigt die Entdeckung des Silicium-Memristors. Während Hewlett Packard beim Memristor auf Titandioxid-Schichten setzt, bewertet man Siliziumoxid als vorteilhaft. Das Material lässt sich in der herkömmlichen CMOS-Fertigungstechnik problemlos produzieren. Noch gibt es derartige Schaltungen jedoch nicht kommerziell. Hewlett Packard rechnet damit, dass Memristor-Speicherchips 2013 verfügbar sein werden.

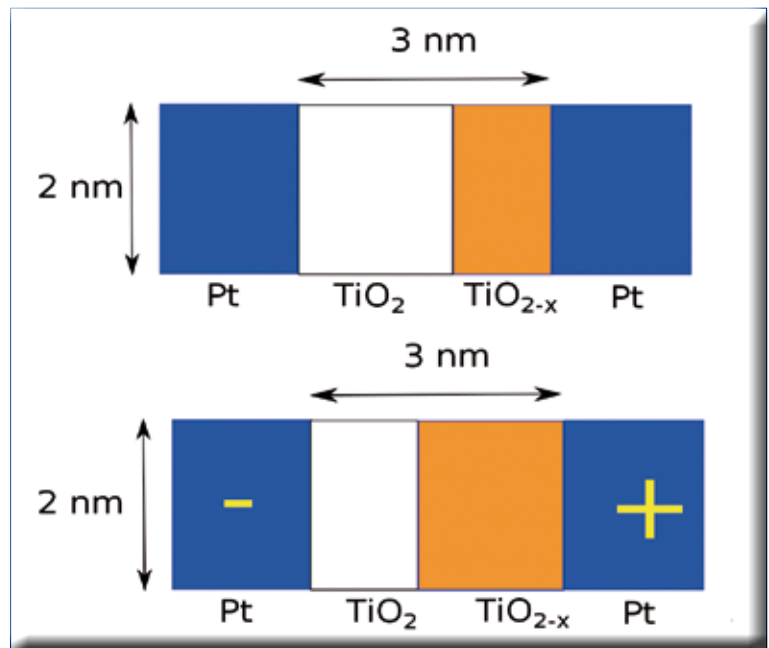


Abbildung 13: Memristor aus dotiertem Titandioxid; oben: geringe elektrische Leitfähigkeit; unten: hohe elektrische Leitfähigkeit. Der von Hewlett-Packard hergestellte Memristor besteht aus einer wenige Nanometer dicken Titandioxidschicht zwischen zwei Platinelektroden. Der rechte im Bild eingefärbte Teil der Titandioxidschicht ist mit Sauerstofffehlstellen dotiert (p-Dotierung) und weist eine hohe elektrische Leitfähigkeit auf. Der linke Teil der Titandioxidschicht ist ein Isolator. Wenn ein elektrisches Feld angelegt wird, driften die Sauerstoff-Fehlstellen, wodurch sich die Raumladungszone verschiebt. Dadurch verringert sich die Dicke der Isolationsschicht. Mit kleiner werdender Dicke der Isolationsschicht vergrößert sich die Leitfähigkeit des Memristors, wobei der Tunneleffekt (Feldemission) eine wesentliche Rolle spielt (Abb.: Michael Lenz).

Die Kortex-Simulation rückt näher

Die Anzahl der Speicherzellen pro Fläche könnten mit Memristoren gegenüber herkömmlichen Bauelementen – u.a. auch mit Anwendung von Stapelbauweisen – um den Faktor 100 000 steigen! Ebenso minimiert der Einsatz von Memristoren Kosten sowie insbesondere den Energieverbrauch von Hardware-Neurosimulatoren. Als Folge dürfte die Simulation eines kompletten humanen Neurokortex der Wirklichkeit dann doch ein Stück näher kommen, sei es durch Henry Markram oder – nun ja, auch auf dem Gebiet des Neuromorphic engineering gibt es Konkurrenz – und auch persönliche Forscherfehden.

So gibt es beispielsweise das „SpiNNaker“-Projekt, eine Kooperation der britischen Universitäten Manchester und Southampton. Es wird mit einer Millionen Britischen Pfund (ca. 1,18 Mio. Euro) vom britischen Staat gefördert, hat Kooperationen u.a. mit dem Chiphersteller ARM – und das Ziel, eine Plattform zur Echtzeitsimulation großer Neuronetze zu schaffen, wie der Name schon sagt: „a universal Spiking Neural Network architecture“.

Die größte Konkurrenz dürfte jedoch „SyNAPSE“ sein. Das Projekt wird von der US-amerikanischen

Kongreß für nichtlineare dynamische Vorgänge

Chaos für Reaktionsaufklärung

HONOLULU. Nichtlineare dynamische Vorgänge rücken immer mehr ins Zentrum des Interesses interdisziplinärer Forschung. Dies zeigte ein internationaler Kongreß über dieses Thema, der jetzt in Honolulu (Hawaii-Inseln) stattfand.

Im Mittelpunkt der Diskussion stand auch der Chaos-generator «Chuas Circuit», den auch Chemiker zu Forschungen verwenden. Dieser Schaltkreis, den Professor Leon O. Chua von der Universität von Kalifornien in Berkeley entwickelte, ist die elektronisch einfachste Möglichkeit, eine Vielzahl chaotischer Phänomene zu erzeugen. Mittlerweile existieren etwa fünf Dutzend Publikationen, darunter auch Bücher, über diese Schaltung. Der Grund: «Jedes chaotische Verhalten kann mit diesem Schaltkreis nachvollzogen werden. Er ist ein universelles Paradigma für chaotische Phänomene», äußerte Chua gegenüber der «Chemischen Rundschau».

Mit diesem Schaltkreis hätte man das Ziel erreicht, zuerst Phänomene beobachten zu können, dann Modelle bilden und diese schließlich exakt mathematisch studieren zu können. Auch Chemiker hätten mit dem Schaltkreis schon experimentiert. So hätten Forscher aus

Spanien mit einer Anordnung aus 100 mal 100 solcher Schaltkreise wellenförmige Muster erzeugt, wie sie auch bei oszillierenden chemischen Reaktionen auftreten. Damit sei jetzt die Möglichkeit gegeben, diese Reaktionen mathematisch aufzuklären.

Über ein anderes Beispiel chaotischen Verhaltens chemischer Reaktionen berichteten die japanischen Wissenschaftler Hidetoshi und Konno von der Universität Tsukuba. Sie stellten ein nichtlineares Modell für die Oxidation von Kohlenmonoxid an einer Platin-Einkristall-Oberfläche auf. Zur Zeit arbeiten sie an der Nachprüfung der Vorhersagen des Modelles, nach dem ein komplexes chaotisches Verhalten bei der Reaktion auftreten soll, mit sorgfältigen Experimenten.

Auf Anregung von Leon Chua haben die polnischen Wissenschaftler S. Jankowski, C. Mazur und R. Wanczuk Arbeiten mit dem Chaos-Schaltkreis und einem zellulären neuronalen Netzwerk durchgeführt, um diffusions-kontrolliertes Kristallwachstum zu simulieren. Zelluläre neuronale Netze sind dynamische Systeme, die nur lokale Interaktionen ausüben. Sie können deshalb als eine Art analoger Supercomputer zur



Professor Leon O. Chua demonstriert das erste Exemplar des «Chua-Circuit», eingegossen in Kunststoff. (Foto: Kickuth)

Lösung partieller Differentialgleichungen herangezogen werden. Die graphische Darstellung der Netzwerkzustände bei

dem simulierten Kristallwachstum ergab Strukturen, die denen von Schneeflocken ähnlich sind. Rolf Kickuth

Abbildung 14: Leon Chua demonstriert dem Autor auf dem Symposium für Nichtlineare Theorie und ihre Anwendungen 1993 in Hawaii den Chua's Circuit. Die Schaltung weist chaotisches Verhalten auf und eignet sich als Demonstrationsobjekt für Effekte der Chaostheorie und nichtlineare Dynamik. Seine viel grundlegendere Postulat zu Memristoren war damals noch weit von einer Hardware-Realisierung entfernt.

Verteidigungsforschungsagentur DARPA (Defense Advanced Research Projects Agency) gefördert. Diese Agentur hat drei Hauptvertragspartnern Gelder gegeben: IBM, Hewlett Packard sowie HRL. Letztere sind hervorgegangen aus den Forschungslaboratorien des seltsamen Millardärs Howard Hughes, wo man 1960 den weltweit ersten Laser mit dem damals typischen Rubinkristall präsentierte.

SyNAPSE – „Systems of Neuromorphic Adaptive Plastic Scalable Electronics“ – startete Anfang 2009 und läuft bis 2016. Im November letzten Jahres berichteten die Forscher von SyNAPSE, sie hätten eine Simulation geschaffen, deren Maßstab an Anzahl simulierter Neuronen und Synapsen dem Gehirn einer Katze ähnlich sei, wohl gemerkt „Maßstab“ und nicht „Komplexität“. Der Lohn dafür: Der Projektleiter Dharmendra Modha war Ende 2009 unter den Preisträgern des Gordon Bell-Preises in den Spezialkategorien mit der Arbeit: „The Cat is Out of the Bag: Cortical Simulations with 10^9 Neurons, 10^{13} Synapses“. Man will also eine Milliarde Neuronen mit zehn Billionen Synapsen simuliert haben.

Das brachte Henry Markram auf die Palme, er nannte diese Arbeit einen Aprilscherz (hoax), einen Mega-Public-Relations-Stunt. Seine Hauptangriffspunkte waren: Man arbeite mit extrem vereinfachten Modelle von Neuronen und Synapsen, fernab jeglicher biologischer

Realitäten. Zudem hätte die Arbeit nicht den in der Wissenschaftswelt üblichen Begutachtungsprozess (peer review) durchlaufen. Schon im Jahre 2007, als Dharmendra Mhoda proklamierte, Simulationen im Mäusehirnmaßstab durchgeführt zu haben, brach Markram seine neurowissenschaftliche Kooperation mit IBM ab. Er bewertete diese Inanspruchnahme Mhodas als unethisch und einen Betrug an der Öffentlichkeit.

Ohne in dem Streit eine Wertung vornehmen zu wollen – und zu können: Offenbar steht hier der ambitionierte Neurobiologe Markram dem reinrassigen Computerwissenschaftler Mhoda, der ja auch seine Unterstützer hat, gegenüber. Vielleicht kann man diesen Streit als besonders klare Ausblühungen einerseits des Reverse engineering-, andererseits des Black box-Verfahrens sehen – wie am Anfang des Artikels bereits skizziert. Ganz sicher ist: Neuromorphic engineering steht erst am Anfang, wird sicher noch umwälzende Erkenntnisse und Entwicklungen liefern. Zu dieser „whole brain emulation“ gibt es bereits einen Fahrplan [8]. Den erstellte der britische Philosoph

Nick Bostrom, auch engagierter Vertreter des Transhumanismus, der ja durch ein Zusammengehen von Biologie und Technik dem Menschen zu ungeahnten Möglichkeiten verhelfen will. Der Fahrplan geht bis 2201; wir dürfen gespannt sein... **CLB**

Literatur

- [1] <http://thebeautifulbrain.com/2010/02/bluebrain-film-preview/>
- [2] <http://www.popsoci.com/scitech/article/2009-07/computerized-rat-brain-spontaneously-develops-complex-patterns>
- [3] D. Hebb: The organization of behavior. A neuropsychological theory. Erlbaum Books, Mahwah, N.J. 2002, ISBN 0-8058-4300-0 (Nachdruck der Ausgabe New York 1949)
- [4] T. V. Bliss, T. Lomo, Long-lasting potentiation of synaptic transmission in the dentate area of the anaesthetized rabbit following stimulation of the perforant path, *J. Physiol.* 1973, 232, 331-356
- [5] S. Canals, M. Beyerlein, H. Merkle, N. Logothetis: Functional MRI Evidence for LTP-Induced Neural Network Reorganization. *Current Biology* (2009), doi:10.1016/j.cub.2009.01.037
- [6] M. Minsky, S. Papert: Perceptrons; MIT Press, 1969
- [7] L. O.Chua, Memristor, The Missing Circuit Element, *IEEE Transactions on Circuit Theory* 1971, CT-18 (5) S. 507–519
- [8] <http://www.fhi.ox.ac.uk/Reports/2008-3.pdf>

Jetzt haben wir endlich den kompletten Hirnsimulator hier in diesem super-gestylten Gebäude am Meer, Wasserkühlung, alles betrieben mit regenerativer Windenergie, und was ist? Die Liga zum Schutz der seltenen Krummschnabel-Graufügelmöve hat uns quasi den Stecker gezogen. Der Windpark darf nicht in Betrieb gehen. Könnte sich ja einer dieser krummen Vögel drin verfliegen. Bin gespannt, was Superhirni dazu sagt, falls er mal je läuft...

