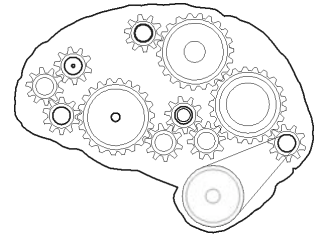


Neuronale Netzwerke & künstliche Gehirne



Das echte Gehirn ist schwabbelig. Seine Neurone, Blutgefäße und gefüllte Ventrikel bestehen aus Fettmembranen, Proteinen und ziemlich viel Wasser. Du kannst das Gehirn anfassen, mit dem Mikrotom schneiden, Elektroden einführen und sehen, wie das Blut pulsiert. Die Hirnforschung scheint tief in der Biologie und Medizin verankert zu sein. Es gibt jedoch auch einen anderen Denkansatz, der die Aufmerksamkeit vieler Mathematiker, Physiker, Ingenieure und Informatiker gewonnen hat. Sie beschreiben das Gehirn mit Gleichungen, machen Computermodelle und sogar elektrische Geräte, die echte Neurone nachahmen.

Echte Gehirne sind sehr anpassungsfähig. Sie können z.B. zuvor unbekannte Handschriften entziffern und die Sprache völlig fremder Menschen verstehen. Und sie können es ab, wenn etwas schief läuft. Sie arbeiten ein Leben lang ganz gut durch, auch wenn Zellen absterben, und selbst im hohen Alter können Gehirne noch neue Tricks lernen. Roboter hingegen können heutzutage nur die Aufgabe, für die sie entwickelt sind, erledigen, z.B. ein Teil eines Autos anbauen, und sie sind viel anfälliger gegenüber Störungen.

Echte Gehirne bestehen aus verwobenen **neuronalen Netzwerken**. Ihre Neurone brauchen Energie und die Netzwerke brauchen Platz. Das Gehirn besteht aus etwa 100 Milliarden Nervenzellen, 3,2 Millionen Kilometer „Kabel“, eine Million Milliarden Verknüpfungen, verpackt in 1,5 Liter, knappe 1,5 Kilogramm schwer und es verbraucht gerade mal 10 Watt. Versuchte man, so ein Gehirn aus Silizium-Chips nachzubauen würde es etwa 10 Megawatt verbrauchen, also so viel Energie wie eine ganze Stadt. Und die Wärme die ein solches Silizium-Gehirn abgibt, würde es schmelzen lassen! Die Herausforderung besteht darin, rauszufinden wie Gehirne so sparsam und leistungsfähig arbeiten, um nach den gleichen Regeln Hirn-ähnliche Maschinen bauen zu können.

Dein Gehirn hat 100.000.000.000 Zellen und 3.200.000 Kilometer Kabel, mit 1.000.000.000.000.000 synaptischen Verbindungen, all das in 1,5 Litern verpackt und 1,5 kg schwer. Es verbraucht jedoch etwa soviel Energie wie eine Lampe!



Hirnschaltungen in Silizium nachbauen

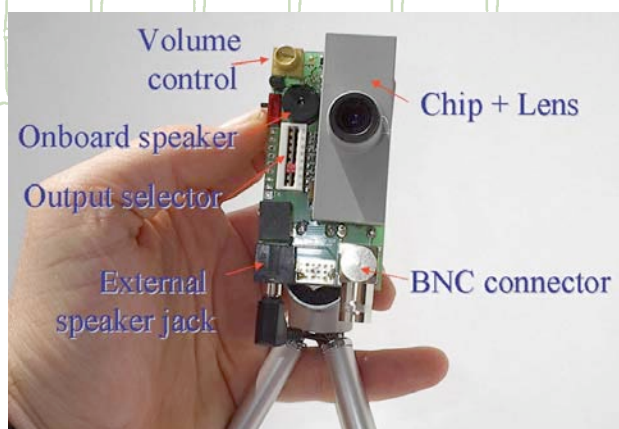
Der **Energieverbrauch** der Signalübertragung von einem Neuron zum anderen hatte wohl einen großen Einfluss auf die Evolution des Gehirns. Etwa 50-80% des Gesamtverbrauchs an Energie im Gehirn kommt der Aktionspotential- und synaptischen Übertragung zugute. Den Rest verbrauchen Herstellung und Instandhaltung. Dies gilt für das Gehirn einer Biene und es gilt für unser. Im Vergleich zu digitalen Computern ist die Nervenleitgeschwindigkeit jedoch sehr gering, nur wenige Meter pro Sekunde. Dem sequentiellen Prozessor digitaler Computer wäre das entschieden zu langsam. Organische Netzwerke sind dagegen überwiegend parallel geschaltet. Die meisten Neurone sind gleichzeitig mit Tausenden von anderen verbunden. Dies ist möglich Dank des dreidimensionalen Volumens, wo alles reinpasst – Zellschichten werden ineinander gefaltet, Verbindungen werden kompakt gebündelt. Im Gegensatz dazu ist die Anzahl möglicher Verbindungen zwischen Silizium-Neuronen durch die Zweidimensionalität von Chips und Schaltkreisplatinen begrenzt. So können künstliche Neurone nur sehr eingeschränkt untereinander kommunizieren. Ingenieure haben jedoch einen Weg gefunden, trotzdem die Vernetzung biologischer Systeme nachzuahmen, indem sie die hohe Leitgeschwindigkeit herkömmlicher Elektronik ausnutzen: die Impulse vieler Silizium-Neurone werden durch sogenanntes „Multiplexing“ gleichzeitig auf der selben Leitung übertragen.

Um Strom zu sparen und doch schneller zu werden, sind Neurobiologie-inspirierte Ingenieure dazu übergegangen, **analoge statt digitale Signale** zu nutzen. Carver Mead, ein Guru des Silicon Valleys in Kalifornien, nannte die Übertragung von Neurobiologie in den Gerätebau neuromorphe Technik. Statt Signale digital mit 1en und 0en auszudrücken, bedienen sich analoge Schaltkreise durchgehender Spannungsänderungen, wie es Neurone im unterschwelligen Zustand tun (Kapitel 3). Rechnungen brauchen dann weniger Schritte, da die materialeigenen physischen Eigenschaften des Siliziums ausgenutzt werden. Grundlegende Rechenvorgänge sind simpel im analogen Format: addieren, subtrahieren, Exponential- und Integralrechnung. All das ist kompliziert in digitalen Geräten. Wenn Neurone, ob biologisch oder künstlich, rechnen und „sich entscheiden“ schicken sie Impulse entlang der Axone um Zielneuronen bescheidzusagen. Nachrichten als Aktionspotentiale verschlüsseln ist energetisch aufwändig; um den Informationsgehalt in bestimmten Signalmustern zu erhöhen, muss man beim Verschlüsseln deshalb die sogenannte **Redundanz** mindern. Energiesparen kann man auch, wenn möglichst wenige Neurone aktiv sind. Das nennt man „**spärliche Verschlüsselung**“ und es ist ein weiteres Prinzip, nach dem Ingenieure künstliche neuronale Netzwerke entwickeln.

Eine Netzhaut aus Silizium

Die Netzhaut aus Silizium ist eine vereinfachte, künstliche Form eines biologischen Netzwerkes. Sie fängt Licht auf und passt ihr Ausgangssignal automatisch den allgemeinen Lichtverhältnissen an. Sie ist mit zwei Silizium-Neuronen verbunden, die, wie echte Neurone der Sehrinde, die Aufgabe haben, Information über Winkel und Kontrast der Linien und Ränder im retinalen Bild zu sammeln.

Die Neuronen in diesem Prototyp nennt man **rechnen- und-feuern Neurone** und neuromorphe Ingenieure nutzen sie gern. Sie heißen so, weil sie die elektrische Spannung der gewichteten Eingänge zusammerechnen und nur dann Aktionspotentiale feuern, wenn der Gesamtwert eine bestimmte Schwelle überschreitet. Die Silizium-Neurone bestehen aus Transistoren, aber statt die Transistoren als Schalter zu nutzen und die Spannung zur Sättigung zu bringen, wie in üblichen digitalen Systemen, arbeiten die Transistoren im unterschwelligen Bereich. In diesem Bereich verhalten sie sich eher wie die Zellmembranen echter Neuronen. Zusätzliche Transistoren sorgen für aktive Leitungen, die spannungs- und zeitabhängige Stromflüsse echter Ionenkanäle nachahmen. Dieses kleine Sehsystem ist zwar nur ein Prototyp für viel kompliziertere künstliche Sehsysteme, die zurzeit entwickelt werden, aber es zeigt wie ein sehr rauschendes, reelles Signal verrechnet werden kann um eine einfache Entscheidung zu treffen. Es kann die Aufgabe meistern, für die es entwickelt wurde – die Ausrichtung von Linien im Bild erkennen. Neurowissenschaftler nutzen dieses einfache visuelle System aus Silizium für Geräte tests und Studentenunterricht. Das wichtigste an künstlichen Netzwerken ist, dass sie in der realen Welt, in Echtzeit und mit wenig Stromverbrauch arbeiten.



Eine Kamera sitzt vor der künstlichen Retina.

Künstliche Neuronale Netzwerke

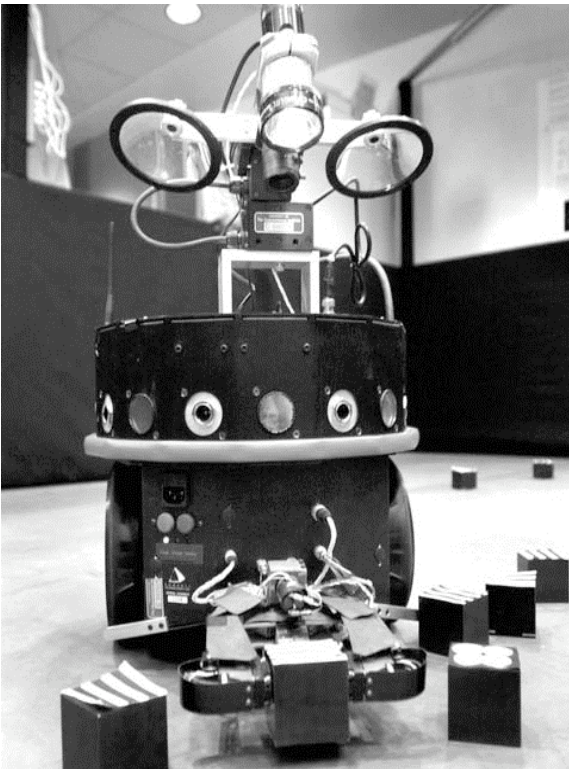
Künstliche Neuronale Netzwerke (KNN) dienen oft der Untersuchung von Lern- und Gedächtnisvorgängen. Normalerweise sind es Software-Programme auf herkömmlichen Computern. Sie bestehen aus mehreren einfachen Recheneinheiten, die im Netzwerk untereinander verknüpft sind. Die einfachste Form eines KNN ist das Feedforward-(vorwärtskoppelnde)-Netz, welches Schichten vernetzter Ein- und Ausgangseinheiten hat. Eine assoziative Erinnerung wird verschlüsselt, indem die Stärke der Verbindungen zwischen den Schichten so verändert wird, dass ein Eingangsmuster das dazugehörige (assoziativ) gespeicherte Muster abrufen (siehe **Mathe Puzzle Box** auf der nächsten Seite). Ein komplizierteres KNN ist das **Rekurrente Neuronale Netz**. Es hat nur eine Schicht, in der alle Einheiten untereinander verbunden sind und zugleich als Ein- und Ausgänge wirken. Es mag komisch klingen, aber mit diesem Aufbau kann das Netz Muster speichern, statt bloß gepaarte Einheiten. Dieses **autoassoziative Netzwerk** wird entschlüsselt, indem rückwirkend nach dem gespeichertem Muster gesucht wird. Ein Netzwerk mit 1000 Einheiten kann etwa 150 Muster abrufen bevor Fehler auftreten.

KNN und Gehirne ähneln sich in der Art, wie sie Information verwalten und speichern. Ihr „Wissen“ liegt im Netzwerk selber. Sie haben keinen eigenständigen Speicher, wie im Computer, wo der Prozessor und der Speicher getrennt sind. Stattdessen haben sie **inhaltlich abrufbaren Speicher**. Das KNN speichert Information in den Stärken der Verbindungen, genauso wie es Synapsen beim Lernen tun. KNN sind auch nicht programmiert bestimmte Aufgaben zu erfüllen. Jedes „Neuron“ ist „dumm“ und reagiert einfach auf die Summe seiner gewichteten Eingänge. Sie können sie jedoch tolle Sachen lernen. Die **Lernmechanismen**, die das Netzwerk ausbilden, modifizieren die neuronalen Verbindungen; eine häufige Lernregel vergleicht die Ausgabe eines Netzes auf ein eingegebenes Muster mit dem gewünschten Muster. Die „Fehler“ beim Vergleich dienen dazu, die Verbindungsstärken so anzupassen, dass sich Ist- und Sollmuster ähnlicher werden. Mit der Zeit mindert das System die Fehlermeldungen. Das funktioniert gut, aber langsam.

Fehler sind in der Tat wichtig – Lernen kann nur stattfinden wenn das System Fehler machen kann. Dieses Merkmal von Lernen kann leicht vergessen werden. Netzwerke, die keine Fehler machen, würden sich „festlernen“ und am Ende nur noch auf ein einziges Eingangssignal reagieren. Bildsprachlich sagt man, solche Netzwerke werden „**großmütterlich**“ – in Verweis auf die legendären „Großmutter-Zellen“ im menschlichen Gehirn, die nur reagieren wenn die Großmutter da ist und keinen Fehler machen dürfen! Das ist in Wirklichkeit nicht sinnvoll, da wir für alles, was wir lernen wollten, ein eigenes Netzwerk bräuchten. Das schöne an KNNs ist, dass sie, im Gegenteil dazu, zur **Verallgemeinerung** fähig sind und so auf noch unbekannte Eingänge reagieren können. Sie nehmen Verhältnisse wahr, sehen Assoziationen und erkennen Regelmäßigkeiten in Mustern. Und sie dulden Fehler, wie echte Gehirne. Sie können ein gespeichertes Muster abrufen, auch wenn das Eingangssignal ungenau oder unvollständig ist. Das alles sind sehr wichtige Eigenschaften für echte Gehirne und KNNs haben sie auch.

Das Paradoxon der modernen Informationstechnologie

Das Paradoxon moderner KNNs ist, dass sie auf digitalen Rechnern mathematisch simuliert werden. Das schränkt ihre Anwendung in der Realität ein, da die Simulation zeitaufwendig ist und so KNNs nicht in Echtzeit arbeiten können. KNNs scheinen geeignet Autos zu fahren oder Flugzeuge zu pilotieren, da sie mit Signalrauschen zurechtkommen und weiterarbeiten können, wenn einzelne Einheiten des Netzes ausfallen. Allerdings wird in Autopilotensystemen generell professionelle Software benutzt, die herkömmlich starr programmiert wurde, und, zur Sicherheit, immer einen Plan B braucht. Die professionellen Systeme sind schlimmen Notlagen nicht gewachsen; der menschliche Pilot muss übernehmen. Moderne Lernalgorithmen für KNNs sind zu langsam für solche Notlagen. Wenn Silizium-Neurone lernen könnten, was bis jetzt noch nicht der Fall ist, würden viele dieser Probleme wegfallen. Je mehr wir über das Gehirn lernen, desto schlauer und leistungsfähiger werden die neuronalen Netzwerke die wir bauen.



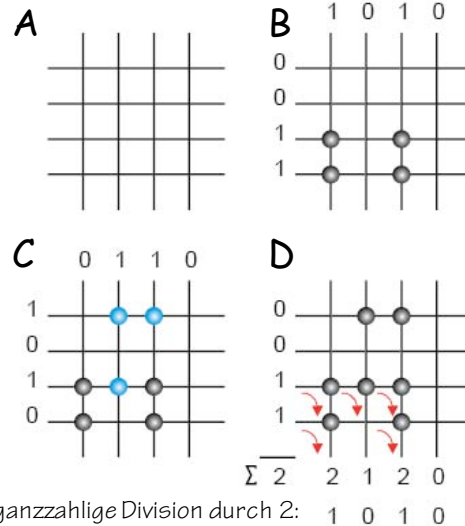
NOMAD ist ein wackeliger, doch schlauer Vorläufer zukünftiger Denk-Maschinen. Er ist gut 60cm groß, mit zylindrischem Körper, hat „Augen“, „Ohren“, „Arme“ zum Greifen und andere Sensoren zur Orientierung. NOMAD ist nicht wie andere Roboter – in ihm sind keine Anweisungen oder Regeln vorprogrammiert. Stattdessen hat er ein computersimuliertes Gehirn mit 10.000 simulierten Hirnzellen mit mehr als einer Million Verbindungen, mit denen er seine Umwelt wahrnimmt und manipuliert. Er kann mit unbekanntem Situationen umgehen und von seinen Fehlern lernen, während er in einer Arena mit verstreuten bunten Würfeln umherwandert. Gestreifte Würfel sind elektrisch leitend, was sie „lecker“ macht. Andere Würfel sind gepunktet, leiten Strom nicht so gut und sind deshalb nicht so lecker. Indem NOMAD sich die Würfel anschaut und sie mit den elektrischen Sensoren seiner Hände „probiert“, lernt er die gepunkteten Würfel zu ignorieren, und schnappt sich die leckeren gestreiften.



Mathe-Kniffel Box

Ein inhaltlich abrufbares Gedächtnis

Nehmen wir eine Reihe horizontaler Leitungen, die von 4 senkrecht verlaufenden Leitungen gekreuzt werden, und an den Verknüpfungen sind Schaltungen (erste Tafel). Diese Matrix soll ein Gedächtnis sein. Information wird in binärer Form dargeboten, z.B. 0011 und 1010, und die Schaltungen werden umgelegt wenn 1 auf 1 trifft (zweite Tafel, in blau). So speichern wir die beiden Zahlen als Paar. Die Matrix kann andere Nummern auf die alten drauf speichern, z.B. 1010 und 0110. Der endgültige Zustand der Matrix sollte 7 Schaltungen an haben, wie in der dritten Tafel. Gibt man nun wieder die erste Nummer ein – 0011 – und lässt entsprechend Strom durch die senkrechten Leitungen laufen, überall dort, wo der Schalter an ist (vierte Tafel), so bekommst du unten den Ausgangsstrom im Verhältnis zur Zahl 2120. Das ist nicht die Zahl, mit der 0011 anfangs gepaart war. Aber wenn du dieses Ergebnis durch die Summe aller 1en der Eingangszahl ($0+0+1+1=2$) teilst, wobei du ganzzahlig dividierst (kümmerst dich also nicht um den Rest), bekommst du 1010. Die Matrix hat sich also „gemerkt“, dass 0011 mit 1010 einhergeht, obwohl eine zweite Information auf der ersten gespeichert wurde. Du kannst es auch mit einem anderen Paar an Ziffern ausprobieren.



Wir glauben, dass das Gehirn sich in Etwa so Sachen merkt. Es speichert Informationen nicht an bestimmten Stellen ab, wie im PC. Die Information ist in Netzwerken verteilt, indem synaptische Verbindungen verstärkt werden, und kann so inhaltlich abgerufen werden. Ein Problem dieses Systems ist, dass das Netzwerk schnell gesättigt wird, besonders wenn es aus nur 4 Drähten besteht. Mit tausenden von gepaarten Drähten jedoch, kann so eine Matrix sehr viele Nachrichten speichern ohne große Verluste,