

Klaus Schulten  
Ordnung aus Chaos, Vernunft aus Zufall

Physik biologischer und digitaler  
Informationsverarbeitung

Manfred Eigen hat die Spielregeln beschrieben, nach denen die Natur bei der Entstehung des Lebens das geordnete Miteinander von Molekülen in den ersten biologischen Zellen organisiert haben soll, also aus dem Chaos der »Ursuppe« molekulare Ordnung bildete. Er hat uns einen faszinierenden Weg gewiesen, wie die Kapitel dieses Buches zeigen. Lange nach der Entstehung des Lebens haben sich biologische Zellen zu pflanzlichen und tierischen Organismen zusammengeschlossen und gelernt, aus dem Chaos einer Kolonie unabhängiger Zellen geordnete Gestalten zu formen. Die Organismen haben auch die Fähigkeit erworben, sich zu bewegen, also zu handeln. Das vorliegende Kapitel, verehrter Leser, will sich mit dem sinnvollen Handeln der Lebewesen beschäftigen. Ich möchte zeigen, daß dieses Handeln ebenfalls auf der Bildung von Ordnung aus Chaos beruht, daß aber vernünftiges Handeln von Lebewesen auch unter Zuhilfenahme des Zufalls zustande kommt.

Ein Beispiel für das Miteinander von Vernunft und Zufall bietet, wie von Koshland beschrieben, das Verhalten chemotaktischer Bakterien, etwa *E. coli*. Vom Zufall gesteuert ändern diese Bakterien die Richtung ihrer Schwimmbewegung, vom Zusammentreffen mit bestimmten Molekülen gesteuert verändern sie die Zeitspanne zwischen ihren Richtungsänderungen. Damit können die Bakterien ihren Aufenthalt in nährstoffreichen Umgebungen wahrscheinlicher und in nährstoffarmen Umgebungen unwahrscheinlicher machen, eine für Bakterien vernünftige Verhaltensform, bei welcher der Zufall eine entscheidende Rolle spielt. Reichardt, wie Eigen ein Vordenker in der biologischen Forschung, hat durch Messung der Flugbewegung der Stubenfliege *Musca domestica* gezeigt, daß dem Zufall bei der Entscheidung

einer Fliege zwischen verschiedenen Flugzielen ebenfalls eine wichtige Funktion zukommt, einem Zufall, der nicht unkontrollierbaren Luftströmungen zuzuordnen ist, sondern im motorischen Nervensystem der Stubenfliege eigens erzeugt wird. Mit Hilfe des Zufalls erforscht die Stubenfliege ihre Umwelt. Der Würzburger Biologe Heisenberg hat ausgehend von Koshland und Reichardt den Gedanken weitergesponnen, inwiefern auch das Verhalten höherer Tiere und des Menschen systematisch mit dem Zufall verknüpft ist.

Ich möchte das Verhältnis von Zufall und Vernunft anhand von Computermodellen erörtern, welche biologisches Verhalten und künstliche Intelligenz in Beziehung setzen. Dazu schicke ich voraus, daß meine Mitarbeiter Joachim Buhmann, Robert Divko, Helge Ritter, Jeanne Rubner, Herbert Treutlein und ich uns der angesprochenen Fragestellung als theoretische Physiker, also ausschließlich mit mathematischen Methoden nähern. Das Ziel unserer Arbeit ist ein Verständnis der biologischen Intelligenz, die heute noch der künstlichen Intelligenz weit überlegen ist. Diese Überlegenheit sei am Verhältnis zwischen dem Gehirn einer Taube und den schnellsten, heute verfügbaren Computern erläutert. Taubenhirn und Computer gleichen sich insofern, als sie etwa die gleiche Zahl von Schaltelementen, Nervenzellen beziehungsweise Transistoren, besitzen, wobei Nervenzellen zwar komplexere Verrechnungen und Verschaltungen als einzelne Transistoren ermöglichen, Transistoren dafür aber wesentlich schneller arbeiten. Darum sollten unsere besten Computer im Prinzip die Intelligenz eines Taubenhirns aufbringen können. Wenn man aber die Leistungsfähigkeit einer Taube bei Flug und Orientierung – nicht beim Ziehen von Quadratwurzeln – mit entsprechenden Leistungen mustererkennender und robotersteuernder Elektronengehirne vergleicht, muß man die enorme Unterlegenheit des Computers eingestehen. Die Unterlegenheit führt man auf seine Verschaltung, die sogenannte Architektur, und auf seine Programmierung zurück. Nicht mehr der Aspekt der materiellen Komplexität unterscheidet also den Computer von einfachen Gehirnen, sondern weil uns Ideen fehlen, bleibt er auf seiner niedrigen Leistungsstufe gefangen. Aus dieser Situation erwächst die Herausforderung an die Wissenschaften, einen neuen Anlauf mit dem Ziel zu wagen, mit

besseren Ideen die Leistungen des biologischen Gehirns auf dem Computer nachzuahmen und damit unser eigenes Denken zu verstehen, ein uraltes Ziel, das aber durch die elektronischen Möglichkeiten unserer Zeit vielleicht zum erstenmal in mehr als philosophischer Hinsicht bewältigt werden kann. Um uns diesem Ziel zu nähern, wollen wir vom Gehirn und vom Verhalten der Lebewesen lernen, um Computer wie Nervensysteme zu schalten und zu programmieren.

An entsprechenden »neuromorphen« Computern und Algorithmen wird heute in vielen Ländern intensiv gearbeitet, aber wir stehen noch ganz am Anfang. Es ist sicher, daß biologische Gehirne durch das parallele Wirken vieler Nervenzellen ihre Aufgabe meistern, es besteht aber keine Übereinstimmung darin, wie komplex die Leistungen der kleinsten Recheneinheiten des Gehirns, der Nervenzellen, sein müssen, um es zu seinen Leistungen zu befähigen. Hieraus ergeben sich Unterschiede zwischen verschiedenen Vorschlägen für Computermodelle biologischer Gehirne. Wir werden im folgenden ein breites Spektrum von Möglichkeiten aus unserer eigenen Forschung betrachten. Allen Computermodellen gemeinsam ist, daß die gestellte Aufgabe auf viele Recheneinheiten (Modellneurone) verteilt wird, die ihre Aktivität und Verschaltung selbst ordnen, ohne eine übergeordnete Kontrollinstanz zu benötigen. Hier ergibt sich ein Anknüpfungspunkt zu den Vorstellungen von Eigen über die Selbstorganisation von Ordnung aus Chaos in biologischen Systemen: Dieselben Mechanismen, die zu Ordnung und Gestalt in Organismen führen, sollen die Einzelaktivitäten der unzähligen Nervenzellen des Gehirns so organisieren, daß sie zusammenwirken und vernünftiges Handeln ermöglichen. Hinter dieser Vorstellung steht das Paradigma, daß Information im Gehirn nur auf viele Nervenzellen verteilt existiert und verarbeitet wird.

Selbstorganisation bedeutet für uns ein Prinzip zur Verringerung des Befehlsumfanges, den ein Organismus zu Gestaltbildung oder Handeln benötigt. Beim Wachsen der Gestalt eines Organismus etwa könnten *jeder* beteiligten Zelle individuell ihre *eigenen* Verhaltensregeln, zum Beispiel die Identität ihrer sechs Nachbarzellen (oben, unten, rechts, links, hinten, vorne) und ihre Reihenfolge beim Zusammenbau, mitgeteilt werden. Andererseits könnte aber

auch *allen* Zellen ein *gemeinsamer* Satz von Verhaltensregeln gegeben werden, mit deren Befolgung die Zellen ebenfalls die gewünschte Gestalt erzielen. Dazu müssen die Verhaltensregeln einen Austausch von Information zwischen den Zellen einschließen, so daß der Zustand einer Zelle von den Zuständen anderer Zellen beeinflußt wird. (Diese Notwendigkeit zeigt sich auch bei der mathematischen Formulierung der Selbstorganisation durch Evolutionsgleichungen, die nämlich nichtlinear sein, das heißt Wechselwirkungen zwischen den beteiligten Komponenten einschließen müssen.) Die Idee der Selbstorganisation läßt sich überraschend einfach auch auf Computerprogramme übertragen. Diese Programme sollen den Computer nicht mehr in allen Einzelheiten instruieren, was der Programmierer mühsam festlegen müßte, sondern sollen aufgrund eines kleinen Befehlssatzes sich auf viele (in neuartigen Computern bis zu 100000) Recheneinheiten verteilen und durch Kommunikation unter den Recheneinheiten zum gewünschten Ergebnis gelangen. Wir erwarten deshalb, daß die Idee der biologischen Selbstorganisation die Technologie moderner Computer beeinflussen wird.

Warum beschäftigen wir, meine Mitarbeiter und ich, uns als Physiker mit dem Gehirn? Die Leistung des Gehirns besteht im Zusammenwirken seiner zahlreichen Komponenten, etwa  $10^{10}$  Neuronen, zwischen denen etwa  $10^{13}$  synaptische Verknüpfungen existieren. Die Physik hat als Wissenschaft seit langem systematisch die auch für das Gehirn zentrale Frage nach dem Zusammenhang zwischen dem Gesamtverhalten vieler Komponenten und den Eigenschaften einzelner Komponenten gestellt. Sie hat dabei erstaunliche Antworten erhalten, welche den Aufbau der Atomkerne, der Moleküle, der Kristalle, des Sonnensystems und der Galaxien aufdecken, aber auch die Existenz der Aggregatzustände »gasförmig«, »flüssig«, »fest« und exotischer Eigenschaften wie etwa der Supraleitung erklären. Erstaunlich sind diese Antworten deshalb, weil sich immer wieder zeigte, daß einfache Wechselwirkungen zwischen einer großen Anzahl gleichartiger Komponenten zu einer reichen Vielfalt des Gesamtverhaltens führen können. Zum Beispiel sind die Aggregatzustände »gasförmig«, »flüssig«, »fest« eine Folge einfacher anziehender und abstoßender Kräfte zwischen unmittelbar benachbarten Atomen und Molekülen.

Wenn diese molekularen Nachbarkräfte Vorzugsrichtungen besitzen, ergibt sich eine reichhaltige und schöne Vielfalt geometrischer Formen, wie etwa bei Schneekristallen. Um wieviel reicher und interessanter noch sollte das Gesamtverhalten von Neuronen sein, von denen jedes durch Tausende synaptischer Verknüpfungen mit anderen Neuronen in Wechselwirkung steht? Eine kühne Übertragung der Ergebnisse physikalischer Forschung legt den Schluß nahe, daß trainierte Netzwerke von Neuronen astronomisch viele Aggregatzustände besitzen, entsprechend der Vielfalt möglicher intelligenter Verhaltensweisen. Eine derartige Übertragung von Ideen der Physik auf andere Gebiete der Naturwissenschaften und Gesellschaftswissenschaften wurde vor allem von Haken angeregt und durch seine Arbeiten ermöglicht.

An dieser Stelle des Gedankenganges kommt dem Zufall die bereits erwähnte entscheidende Rolle zu. Bekanntlich werden die Aggregatzustände »gasförmig«, »flüssig«, »fest« durch die Temperatur, also durch die thermische Zufallsbewegung der Atome und Moleküle, bestimmt. Man kann demzufolge erwarten, daß der Zufall auch in Netzwerken aus vielen Neuronen einen bestimmenden Einfluß auf den Gesamtzustand, vielleicht sogar eine Steuerfunktion ausübt.

Die Verteilung elektrischer Erregung über die Gesamtheit der Nervenzellen bestimmt den Aggregatzustand eines neuronalen Netzwerkes. In jeder einzelnen Nervenzelle tritt die Erregung stets plötzlich auf, dauert nur eine kurze Zeit an und wird dann von einer längeren Periode elektrischer Ruhe abgelöst, bevor die Zelle wieder erregt werden kann. Die Ruheperiode wird erzwungen, weil die Nervenzelle im Zustand der Erregung beträchtliche elektrische Energie verbraucht, die vor einer erneuten Erregung nachgeliefert werden muß. Die elektrische Erregung, wenn sie alle benachbarten Nervenzellen erfaßt, gleicht einem Steppenbrand. Bei einem Steppenbrand breitet sich eine Brandzone kreisförmig aus, läßt hinter sich verbrannte Erde zurück, in der erst die Steppe nachwachsen muß, bis eine neue Brandwelle möglich ist. Eine entsprechend massive Erregung von Nervensystemen ist allerdings pathologisch und tritt nach den Vorstellungen des amerikanischen Biomathematikers Cowan bei Halluzinationen und Anfällen von Migräne oder Epilepsie auf. Derartiges Verhalten findet man da-

gegen unter normalen Bedingungen in Signalsystemen vielzelliger primitiver Organismen, und es kann vielleicht als Vorläufer neuraler Informationsverarbeitung angesehen werden. Wir wollen deshalb dieses Verhalten in unserem ersten Beispiel betrachten.

Schleimpilzamoeben gehören einer biologischen Gattung an, deren Evolution auf halbem Wege zwischen Einzellern und Vielzellern stehengeblieben ist. Es gibt Gattungen, die in einer bestimmten Lebensphase wie gewöhnliche Amöben als Einzeller leben, in einer anderen Lebensphase aber einen Organismus aus vielen Amöben bilden. Diese Gattung, etwa *Dictyostelium discoideum*, wurde insbesondere von Gerisch untersucht. Von besonderem Interesse ist dabei der Augenblick im Lebenszyklus der Schleimpilzamoeben, bei dem eine Kolonie von Einzellern beginnt, sich gruppenweise zusammenzuscharen, um Organismen zu bilden. Wie von unsichtbaren Signalen gelenkt wandern die Amöben dann zielgerichtet auf diejenigen Stellen zu, an denen die Organismen entstehen sollen.

Vor einigen Jahren ist es gelungen, die Signale sichtbar zu machen: Es sind Konzentrationswellen des Moleküls cAMP, das als Botenmolekül auch bei der Streßreaktion des Menschen als Signalgeber mitwirkt. cAMP breitet sich in der Tat wie ein Steppenbrand in der Amöbenkolonie aus. Die einzelnen Amöben können durch Rezeptionsorgane an ihrer Oberfläche feststellen, aus welcher Richtung sie von einem Schwall cAMP getroffen werden, und stülpen zur Fortbewegung ihre amorphe Gestalt in diese Richtung. Wie aber erzeugt eine Kolonie von Amöben geeignete Konzentrationswellen von cAMP? Zwei engagierte Münchener Studenten, Andreas Windemuth und Christoph Niedermeier, haben dazu in einem Computermodell eine einfache Idee untersucht: Jede Amöbe trägt eine innere Uhr, deren Zeiger einmal in etwa sechs Minuten umläuft. Jedesmal wenn der Uhrzeiger nach oben zeigt, sendet eine Amöbe einen kleinen Schwall von cAMP aus. Die Amöbenuhr kann aber auch verstellt werden, und zwar während des letzten Drittels ihres Umlaufes. Dies geschieht aber nur, wenn die Amöbe selbst einen genügend großen Schwall von cAMP abbekommt. Dann wird der Uhrzeiger in seine Ausgangslage gebracht, die Amöbe selbst sendet einen Schwall von cAMP aus und startet ihre innere Uhr wieder von vorn. Das ausgestoßene cAMP führt

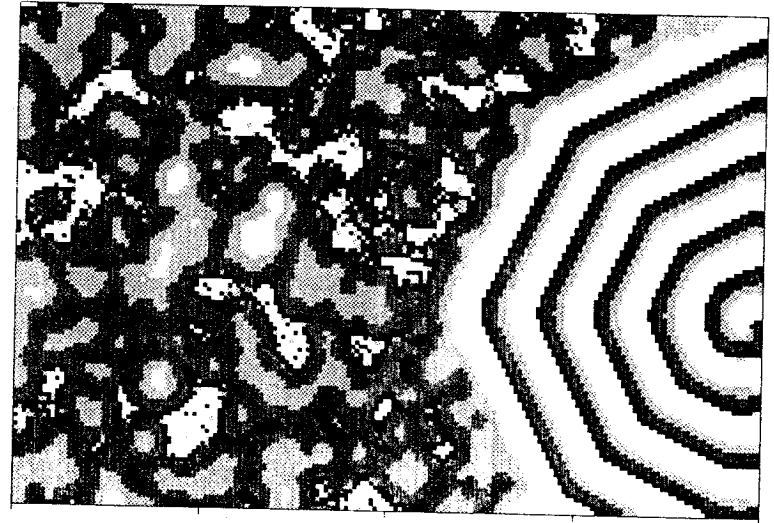


Abb. 1

zwischen den Amöben eine diffusive Zufallsbewegung aus und wird relativ schnell zerstört.

Wie verhält sich typischerweise eine ganze Kolonie dieser Computeramoeben? Anfänglich gehen die Uhren der Amöbenkolonie asynchron. In diesem Stadium benötigen die Uhren aller Amöben sechs Minuten für einen Umlauf. Bald danach bilden sich vereinzelt kleine Gruppen von Amöben, deren Mitglieder fast gleichzeitig cAMP ausstoßen und infolge der momentan und lokal genügend großen Konzentration sich gegenseitig erregen, so daß ihre Uhren bereits nach vier Minuten wieder auf Null gestellt werden. Diese »schnellen« Amöben haben dann eine kurze Periode von vier Minuten. Allmählich zwingen diese Amöben den sie umgebenden »langsamen« Amöben ihre kurze Periode auf, nie umgekehrt. Am Ende gehen alle Amöbenuhren schnell. Entscheidend ist nun, daß nur die »schnellen« Amöben synchrone Wellen von cAMP über ein weites Einzugsgebiet ausbilden, da sie sich ja gegenseitig mit genügend cAMP erregen müssen; die Uhren der »langsamen« Amöben dagegen funktionieren ohne äußere Erregung asyn-

chron, die cAMP-Konzentrationen dieser Amöben sind somit ungeordnet und niedrig. Abbildung 1 zeigt die cAMP-Konzentration einer Amöbenkolonie in einem Stadium, in dem die »schnellen« Amöben das Territorium etwa zur Hälfte erobert haben. Deutlich kann man die geordneten Phasen mit »schnellen« Amöben von den ungeordneten Phasen mit »langsamen« Amöben am Ordnungsgrad der cAMP-Verteilung unterscheiden. Die Amöben bewegen sich entgegengesetzt zur Ausbreitungsrichtung der cAMP-Wellen, wie sie in der Abbildung zu beobachten sind, und steuern dann auf wenige Zentren zu, an denen sie Organismen bilden.

Folgender Vergleich kann zwischen diesem einfachen biologischen System und dem Verhalten von Nervenzellen in höheren Lebewesen gezogen werden: Die Amöben sind wie Nervenzellen erregbar und senden im Falle einer genügenden Reizung ein Signal (cAMP-Schwall) aus. Nach jeder Erregung gibt es eine Totzeit, in der sich die Amöben genau wie Nervenzellen unempfindlich gegenüber äußeren Reizen verhalten. Die Amöben übertragen Signale mit dem Stoff cAMP, allerdings vermittelt eines sehr einfachen Mechanismus, nämlich ungerichteter Diffusion. In diesem Punkt sind Neuronen ausgeklügelter: Sie übertragen Signale in Form von elektrischen Strömen wesentlich schneller und zu ausgewählten Neuronen. (Nur ein sehr kurzes Stück des Übertragungsweges zwischen kommunizierenden Neuronenpaaren an den sogenannten Synapsen beinhaltet chemische Informationsträger.) Im entscheidenden Punkt der »raison d'être« der Neuronen- und Amöbenkommunikation entsprechen sich die Systeme: Beide streben einen Ordnungszustand an, der eine große Zahl von Komponenten (Amöben oder Neuronen) erfaßt. Dabei spielt im Falle der Amöben der Zufall, der nämlich die ungerichtete Diffusion des cAMP bestimmt, eine wichtige Rolle. Wir werden sehen, daß auch in neuronalen Systemen dem Zufall eine tragende Rolle zukommt. Die beschriebene Analogie zwischen Neuronen und Amöben hat einen tieferen Grund: Endokrinologische Systeme, das heißt chemisch kommunizierende Zellverbände, stellen in der biologischen Entwicklung die Vorläufer der neuronalen Zellverbände dar; ein Verband von Schleimpilzamoeben *Dictyostelium discoideum* erfüllt aber gerade in einem gewissen Stadium des Lebenszyklus die Aufgabe eines endokrinologischen Systems.

Ich möchte mich nun den Signalen zuwenden, die Nervenzellen bei der Informationsverarbeitung in biologischen Gehirnen miteinander austauschen. Die Signale setzen sich aus elektrischen Impulsen zusammen, das heißt aus lokalen Stromflüssen, welche an der Membran einer Nervenzelle entlangwandern, bis sie andere Nervenzellen erreichen. Die Signale bestehen meist aus einer Folge solcher Impulse, die mit einer bestimmten Frequenz auftreten und dadurch die zwischen Nervenzellen ausgetauschte Information codieren. Um so überraschender erscheint es, daß der Mechanismus zur Erzeugung entsprechender Signale noch weitgehend unbekannt ist. Sicher ist, daß die Nervenzellmembran ein erregbares Medium darstellt, in der sich lokale Ströme, wie oben geschildert, ebenfalls steppenbrandmäßig ausbreiten. Das von den Physiologen Hodgkin und Huxley aufgrund von Beobachtungen an Tintenfischneuronen entwickelte mathematische Modell beschreibt befriedigend das Zeitverhalten eines einzelnen Impulses. Kernstück des Modells sind nichtlineare Evolutionsgleichungen, wie sie in Theorien über spontan musterbildende Systeme (Ordnung aus Chaos) aufgestellt werden. Das mathematische Modell von Hodgkin und Huxley läßt aber Neuronen lediglich zwei Signalfrequenzen realisieren, eine sehr kleine und eine sehr große Frequenz. Herbert Treutlein fand als junger Student in meiner Arbeitsgruppe, daß eine Berücksichtigung des elektrischen Rauschens, also eine Auswirkung des Zufalls, die stets an Neuronen beobachtet wird, ausreicht, um mit dem Modell von Hodgkin und Huxley die gesamte Bandbreite der Frequenz von Neuronensignalen zu erklären. Treutlein hat so mit Hilfe digitaler Gehirne eine Fähigkeit natürlicher Nervenzellen nachgeahmt. Allerdings benötigt ein Hochleistungsrechner für die Simulation der Neuronensignale mehrere Minuten Rechenzeit, die einzelne Nervenzelle schafft dagegen die Informationsübertragung in Bruchteilen von Sekunden. Eine der Ursachen dieses Mißverhältnisses ist die Rolle des Zufalls. Der Zufall ist in digitalen Maschinen nur umständlich nachzuahmen. Dies hat zur Folge, daß unsere im folgenden dargestellten Gehirnmodelle, bei denen ausnahmslos dem Zufall als Kalkül für intelligentes Erkennen und Handeln eine wesentliche Rolle zukommt, bisher nur im Schnecken tempo arbeiten.



Abb. 2

Die oben diskutierte Analogie zwischen den Aggregatzuständen physikalischer molekularer Systeme und Systemen natürlicher und künstlicher Intelligenz hat Robert Divko in meiner Arbeitsgruppe in einem Fall Schritt für Schritt nachvollziehen können, nämlich bei einem von ihm entwickelten Verfahren zur räumlichen Interpretation von Stereobildpaaren. Das Verfahren verwendet ein ebenes Gitter aus zahlreichen, extrem einfachen Recheneinheiten, die wie physikalische Partikel Wechselwirkungskräften ausgeliefert werden können und dadurch ihren Zustand verändern. Jede Recheneinheit soll einen winzigen Bildausschnitt verarbeiten und vermittels seines Zustandes eine Hypothese über die räumliche Tiefe des Bildausschnittes liefern. Dazu wird das zu verarbeitende Bild Ausschnitt für Ausschnitt auf die jeweiligen Recheneinheiten als lokale physikalische Kraft übertragen; Intelligenz wird, wie im nächsten Abschnitt erklärt, in das System als Wechselwirkung zwischen den Einzelkomponenten eingebaut; das innere Rauschen des Gehirns wird durch Zufallskräfte infolge Wärmezufuhr beziehungsweise Abkühlen beschrieben. Das Resultat: der Computer erkennt deutlich Stereobilder, wie die Abbildungen 2 und 3 anschaulich zeigen.

Es handelt sich in Abbildung 2 um ein Stereobildpaar aus Zufallspunkten. Julesz hat als erster entdeckt, daß unser Gehirn diese Art von Stereobildern erkennen kann. Erstaunlich an dieser Fä-

higkeit ist, daß eine Anwendung der Gesetze der Strahlenoptik zwischen Augen und Bild viele Interpretationen des Bildpaares im Sinne einer Szene aus räumlichen Gegenständen zulassen, das heißt, daß ein Erkennen eigentlich gar nicht möglich sein sollte. Ein Betrachter kann aber nach kurzer Zeit ohne weiteres das Stereobildpaar interpretieren. (Der Leser möge es ausprobieren und dabei feststellen, daß der Vorgang des Erkennens spontan und unbewußt abläuft.) Dies ist möglich, weil die Bildinterpretation des natürlichen Gehirns durch die Erwartung bestimmt wird, daß das Stereobildpaar einer Szene aus Gegenständen mit mehr oder weniger glatten Oberflächen entspricht; die rein logisch ebenfalls möglichen Interpretationen als Gegenstände mit stark zerklüfteten und durchbrochenen Oberflächen werden verworfen. Diese vernünftige Erwartungshaltung kann sehr leicht im Divkoschen Mustererkennungsverfahren berücksichtigt werden. Dazu werden zwischen den Recheneinheiten einfache Wechselwirkungen angenommen, die glatte Oberflächen bevorzugen.

Das physikalische Analogsystem kann man sich als eine Fläche von Zeigern vorstellen, welche die interpretierten Entfernungen aller Bildpunkte anzeigen (etwa relativ zur Nasenspitze des Betrachters). Abbildung 3 stellt diese Entfernungen dar, allerdings nach oben und nicht nach hinten aufgetragen. Offensichtlich soll dem Stereobildpaar eine Fläche entsprechen, die über einer Grundebene schwebt. Wie erreicht der Verband physikalischer Zeiger diesen geordneten Zustand? Das Programm von Divko folgt der Strategie eines Metallurgen, der seine metallenen Werkstücke durch starkes Erhitzen in einen weißglühenden Zustand bringt und sie dann langsam abkühlt, um Fehlstellen im Material auszuheilen und damit die gewünschte Festigkeit zu erzielen. Wie der Metallurg mit Hilfe hoher Temperatur heftige Zufallsbewegungen der Atome im Metall erzwingt, so werden die Stellungen der Zeiger im Programm von Divko zunächst durch starke Zufallskräfte gestört. Allmählich wird der Einfluß des Zufalls verringert, mehr und mehr werden ordnende Kräfte bestimmend, und das abgekühlte System findet zu einer Orientierung der Zeiger, die der in Abbildung 3 veranschaulichten sinnvollen Gesamtinterpretation des Stereobildpaares entspricht. (Abbildung 3 zeigt dabei drei Schritte auf dem Weg zu einer endgültigen Interpretation.) Ohne eine sol-

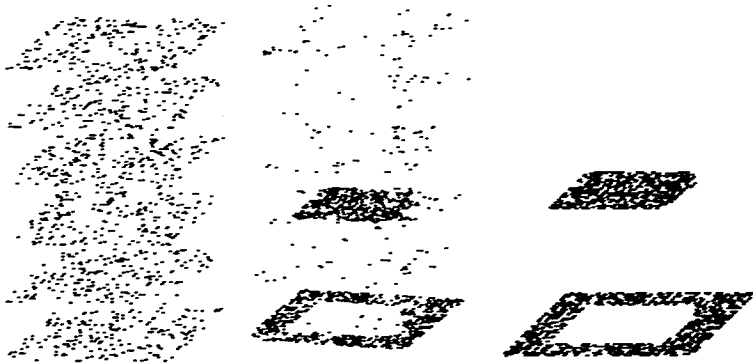


Abb. 3

che Inanspruchnahme des Zufalls (Erwärmen und Abkühlen) haken die Zeiger leicht in Orientierungen ein, die keine vernünftigen Interpretationen ergeben, der Zufall ist also maßgeblich am Erkennen des Stereobildpaares beteiligt.

Das Verfahren kann nicht nur für Julesz-Stereobilder, sondern für eine Klasse von Erkennungsaufgaben eingesetzt werden und wird im Augenblick von Divko auf das Stereoproblem natürlicher Bilder und von Jeanne Rubner auf das Problem der Farberkennung angewendet. Das Erstaunlichste aber ist, daß die beschriebene Analogie zwischen Phasenübergängen und Mustererkennung bei weiterer Betrachtung tiefgründiger ist, als zunächst vermutet. Es lassen sich aus der Theorie physikalischer Phasenübergänge Schlußfolgerungen ableiten, aufgrund deren Algorithmen zur optischen Mustererkennung verbessert und weiterentwickelt werden können.

Das Gehirn als Forschungsobjekt, seit jeher faszinierend, erfährt zur Zeit eine Renaissance. Ein Grund dafür liegt in den drastischen Fortschritten der experimentellen Untersuchungstechniken. Diese haben zu einer enormen Ausweitung unserer Kenntnisse über die anatomische Struktur des Gehirns geführt. Basierend auf diesen Erkenntnissen vertreten wir heute die Vorstellung, daß die Fähigkeiten des Gehirns aus Abbildungen, das heißt ge-

ordneten Verknüpfungen zwischen Schichten engverschalteter Nervenzellen, entstehen. Als Beispiel können etwa die Abbildung vom Augenhintergrund zur Nervenzellschicht des optischen Kortex, die Abbildung von der berührungsempfindlichen Körperoberfläche auf den somatosensorischen Kortex oder die Projektionen zwischen neuronalen Schichten verschiedener Gehirnhemisphären dienen. Die erwähnten Verschaltungsstrukturen des Gehirns wurden von den amerikanischen Neurophysiologen Hubel, Merzenich und Radic beschrieben.

Die Verknüpfungen zwischen Nervenzellen einer Schicht und die Abbildungen zwischen Nervenzellschichten sind von der Entwicklung im Mutterleib bis zum Tode steten Veränderungen unterworfen. Neurochemiker, insbesondere Kandel in den USA, haben eine Hierarchie miteinander verwickelter molekularer und struktureller Prozesse aufgeklärt, welche auf verschiedene Zeitskalen im Bereich von Millisekunden bis Wochen Veränderungen an den Verknüpfungspunkten von Nervenzellen, den sogenannten Synapsen, hervorrufen. Die Veränderungen sind dabei nicht starr, etwa genetisch, programmiert, was bei einer Zahl von etwa  $10^{13}$  Synapsen im menschlichen Gehirn auch gar nicht möglich ist. Sie ergeben sich zu einem großen Teil erst bei Gebrauch, das heißt beim Einströmen sensorischer Information und Überprüfung der erfolgten Reaktionen. Nach längerem »Gebrauch« des Gehirns ordnen sich die synaptischen Verbindungen von selbst, der Zusammenhang von Informationseingabe und -ausgabe wird sinnvoll, das Gehirn lernt. Dabei macht die Vielzahl und die mit ihr einhergehende Redundanz der Verbindungen das Gehirn auch gegenüber Störungen in der Eingabe beziehungsweise gegenüber kleinen Störungen im Gehirn selbst unempfindlich, das Gehirn arbeitet fehlertolerant.

Der geschilderte selbstorganisierte Lernvorgang der höheren Gehirnleistungen ist der bis heute unerfüllte Traum der Informationswissenschaften, welche nur sehr bescheidene intelligente Leistungen nach völlig fehlerfreier und zeitaufwendiger Programmierung durch Experten erbringen können. Die enorm gestiegene Leistungsfähigkeit von Computern hilft hier kaum, und eine Abhilfe wird als mindestens ebenso wichtig wie die Entwicklung neuer Rechnerarten angesehen. Die Konzepte natürlicher kognitiver Systeme können nur auf künstliche kognitive Systeme über-

tragen werden, wenn die Organisationsprinzipien des Gehirns auf eine Ebene abstrahiert werden, die einer digitalen Verarbeitung zugänglich ist. Eine derartige Abstraktion gelang dem finnischen Physiker Kohonen, dessen Ideen Helge Ritter in meiner Arbeitsgruppe weiterentwickelt hat.

Zur Erklärung der Arbeiten von Ritter ist die Sichtweise vom Gehirn als biologischem Computer nützlich, dessen Rechenprogramme denselben Prinzipien folgen müssen wie solche in digitalen Computern. In einem Rechenprogramm werden zunächst Daten und dann Befehle definiert, die an den Daten ausgeführt werden. Auf die Resultate können weitere Programmbefehle einwirken, bis sie letztendlich ausgegeben werden. Die Daten enthalten das Wissen, mit dem das Programm arbeitet. Ihrer geschickten Repräsentation kommt eine große, immer wieder unterschätzte Bedeutung zu. Kohonen und Ritter verfolgen das Anliegen, die Prinzipien der selbstorganisierten und fehlertoleranten Datenrepräsentation in biologischen Gehirnen auf digitale Gehirne zu übertragen. In biologischen Gehirnen wird folgendes beobachtet: (1) Die sensorischen Daten werden stetig auf die kortikale Schicht des Gehirns abgebildet, das heißt, einander sehr ähnliche Sinnesindrücke werden von eng benachbarten Neuronen im Gehirn bearbeitet. (2) Häufige, und damit wichtige Sinnesindrücke werden genauer, das heißt von mehr Neuronen verarbeitet als weniger wichtige Sinnesindrücke. Die Stetigkeit der Abbildungen sensorischer Daten führt zu einer vorteilhaften inneren Darstellung und verdichtet die zur Verarbeitung von Sinnesmustern notwendige Information. Ritter hat auf dem Computer die Selbstorganisation der somatosensorischen Abbildung, das heißt der Abbildung der taktilen Empfindungen der Körperoberfläche auf den dafür zuständigen Teil des Kortex, simuliert. Für diese Abbildung existiert geeignetes Beobachtungsmaterial für einen Vergleich zwischen Simulation und biologischer Wirklichkeit. Ritters Rechnungen stimmen mit den Beobachtungen überein. Damit ist ein wichtiger Schritt zur Entwicklung künstlicher kognitiver Systeme, die ihre Datenstruktur selbst wählen und im Laufe des Gebrauchs ständig verbessern, geleistet worden.

Auch der Befehlsteil eines Programms läßt sich als eine Reihe aufeinanderfolgender Abbildungen von Eingabedaten auf Ausga-

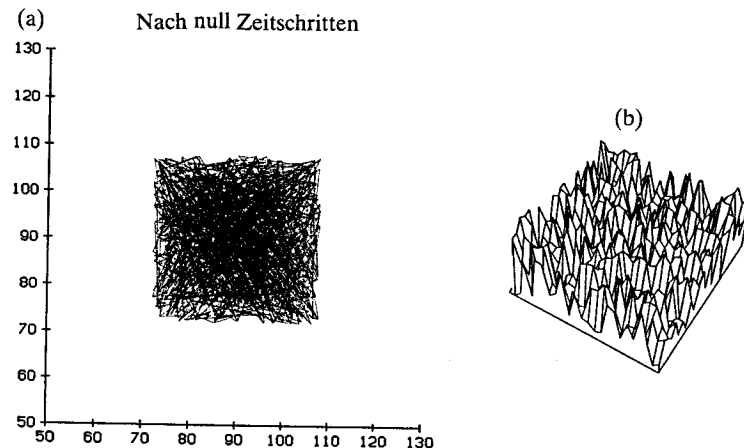


Abb. 4

bedaten auffassen. Für viele Rechenprogramme, insbesondere solche zur Robotersteuerung, erwartet man einen Zusammenhang zwischen Eingabe und Ausgabe, der in etwa einer stetigen mathematischen Abbildung entspricht. Damit sollten solche Befehlsteile ebenfalls nach dem Kohonen-Verfahren organisierbar sein. Zur Demonstration dieser Möglichkeit hat Ritter als Metaaufgabe das Problem behandelt, wie ein Roboter einen vertikalen Stab balancieren kann. Statt dem Roboter die geeigneten sensorischen Daten über die Stabbewegungen und die korrekten motorischen Reaktionen auf jede drohende Fallbewegung des Stabes im Detail einzuprogrammieren, hat Ritter den Roboter mit Hilfe eines den Kohonenschen Ideen nachempfundenen Rechenprogramms an einem (simulierten) Stab üben lassen. Der Roboter lernte dabei in einem selbstorganisierten Verfahren die korrekten Beobachtungen und Reaktionen (Reaktion = Beschleunigung des unteren Stabendes in horizontaler Richtung). Am Ende hatte sich der Roboter zum Jongleur entwickelt, wobei der Stab allerdings nur nach rechts und links und nicht nach vorne und hinten beweglich war. Was dabei im »Innenleben« des Roboters vorgegangen ist, möchte ich kurz anhand der Abbildungen 4 und 5 erläutern.



Das Innenleben des Roboters besteht aus einem ebenen vier-eckigen Netz, auf dem Modellneuronen angeordnet sind. Sie nehmen die Beobachtungsdaten auf und setzen sie in geeignete motorische Reaktionen um. Jedes Modellneuron lernt, sich auf einen kleinen Ausschnitt der Beobachtungsdaten zu spezialisieren und die für diese Daten geeignete Reaktion zu ermitteln. Um die Stab-bewegung zu verfolgen, muß der Roboter zeitlich aufeinander-folgende Winkelstellungen  $\theta_{t-1}$  und  $\theta_t$  miteinander vergleichen. Soviel wurde ihm verraten, alles andere mußte er selbst herausfinden. Abbildung 4a zeigt die willkürlich gewählte anfängliche Zu-ordnung zwischen Winkelstellungen  $\theta_{t-1}$ ,  $\theta_t$  und Neuronennetz. Die Knoten des Netzes stellen die Neuronen dar; ihre Positionen sind an die jeweilige Stelle im Koordinatensystem  $\theta_{t-1}$ ,  $\theta_t$  gezerrt, für die sie anfänglich zuständig sein sollen. Die Maschen des Netzes sind offensichtlich völlig durcheinander, weil benachbarte Netzknoten nicht über benachbarten Winkelstellungen liegen. Das Innenleben des Roboters nach der Lernphase, in Abbildung 5 dargestellt, zeigt die Maschen des Netzes geordnet. Die einzelnen Neuronen haben sich nun so spezialisiert, daß sich das Netz über einem schmalen Ausschnitt der Winkelpaare  $\theta_{t-1}$  und  $\theta_t$  zusammengezogen hat, offensichtlich entspricht dieser Ausschnitt genau den Winkeln, auf die es beim Balancieren ankommt. Die von den Netzknoten vorgeschlagenen Reaktionen entwickeln sich bei der Schulung des Roboters entsprechend. Die Anfangsreaktionen in Abbildung 4 (b: über jedem Netzknoten ist »seine« Reaktion nach oben aufgetragen, die Reaktion entspricht einer nach rechts bzw. links wirkenden Kraft) sind willkürlich und unstetig, während die in Abbildung 5 dargestellten Reaktionen nach der Lernphase einen glatten Funktionsverlauf über den Maschenpunkten zeigen. Wenn man nun den Roboter einen wirklichen Stab balancieren läßt, so daß die aufeinanderfolgenden Stabstellungen  $\theta_{t-1}$  und  $\theta_t$  den zugehörigen Netzknoten aktivieren, der wiederum die entsprechende Kraft auf das untere Stabende ausüben läßt usw., dann zeigt sich, daß sich der Roboter in der Tat zu einem ausgezeichneten Jongleur entwickelt hat. Sogar unter widrigen Um-ständen, bei willkürlichen Stößen gegen den Stab, meistert er seine Aufgabe.

Um ihre Leistungen zu erreichen, benötigen heutige Rechen-

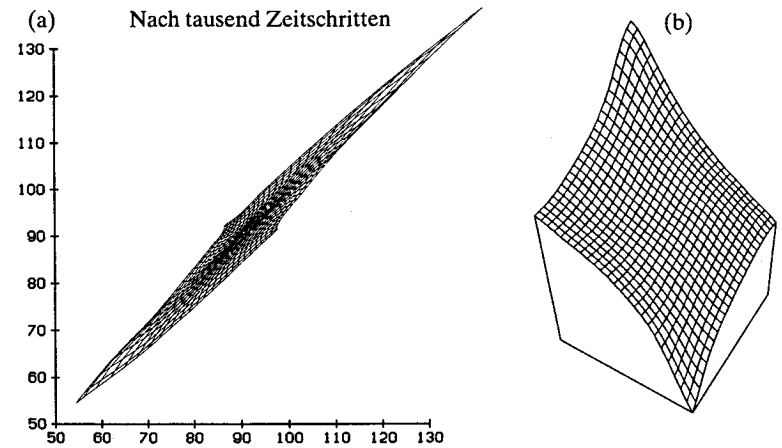


Abb. 5

programme der künstlichen Intelligenz auf den schnellsten Rechnern ansehnliche Rechenzeiten von mehreren Stunden, während der Mensch die gleiche Aufgabe in wenigen Sekunden löst. Der knapp drei Pfund schwere »Computer menschliches Gehirn« bleibt bis auf den heutigen Tag unerreicht. Was also liegt näher, als das Gehirn und seine »Schaltelemente« selbst zum Vorbild neuer Denkwerkzeuge zu machen, indem man es in enger Anlehnung an seine physiologischen Eigenschaften auf dem Computer simuliert. Joachim Buhmann in meiner Arbeitsgruppe hat sich vor einigen Jahren als junger Student diese Aufgabe gestellt, um diejenigen Eigenschaften der Nervenzellen zu identifizieren, welche zu den Fähigkeiten des Gehirns hauptsächlich beitragen. Bedenkt man, daß die Schaltelemente des Gehirns, die Nervenzellen, asynchron und nur mit Taktfrequenzen im 100-Hertz-Bereich arbeiten und daher etwa bei der Wahrnehmung eines Bildeindruckes nur einige Dutzend Takte ablaufen können, so wird deutlich, welches enorme Know-how sich durch die Erforschung der Arbeitsprinzipien des Gehirns freilegen läßt.

Eine der eindrucksvollsten Leistungen des menschlichen Gehirns ist die Fähigkeit zu lernen, also Wissen zu speichern. Ein herkömmlicher Computer schreibt das Wissen in einem von seinen Recheneinheiten physikalisch getrennten Speicher nieder und

kann es nur abrufen, wenn die Adresse des Speicherplatzes vorher bekannt ist. Im Gehirn bilden Speichermedium und Rechenwerke dagegen eine Einheit. Im Gegensatz zum Computer ruft das Gehirn Wissen durch Assoziation ab: Wenn Information wahrgenommen wird, die einem der gespeicherten Wissensinhalte in etwa entspricht, wird der Speicherinhalt spontan ausgegeben und ergänzt die wahrgenommene Information. Mit herkömmlichen Computern, die Speicher und Rechenwerke trennen, ist ein derartiger assoziativer Abruf von Information nur umständlich und zeitaufwendig zu realisieren. Der Inhalt aller Speicherplätze muß dazu mit der wahrgenommenen Information verglichen werden, bis die Speicherstelle mit dem passenden Inhalt gefunden und die Information vollständig ergänzt wird. Es liegt ein tiefgreifender Unterschied zwischen den Gedächtnissen des herkömmlichen Computers und des Gehirns.

Buhmann hat in seinen Arbeiten Nervennetzwerke aus etwa 1000 Neuronen untersucht. Seine Netze können Muster lernen, erkennen und assoziieren, was man angesichts des einfachen Verhaltens der einzelnen Nervenzellen des Computermodells kaum vermuten würde. Die Nervenzellen sind miteinander über Leitungen und »einwärts« sowie »auswärts« gerichtete Synapsen verbunden und können dadurch untereinander Information austauschen. Der innere Zustand einer Nervenzelle wird durch ihr elektrisches Zellpotential charakterisiert. Die Änderung des Zellpotentials wird durch drei unterschiedliche Phasen gekennzeichnet: eine sensitive Phase, eine Aktivierungsphase und eine refraktäre Phase. In der sensitiven Phase addiert die Nervenzelle zu ihrem Zellpotential die elektrischen Signale (Potentialpulse) anderer Nervenzellen, die gefeuert haben und über »einwärts« gerichtete Synapsen mit ihr verbunden sind. Diese Beiträge werden durch die Effizienz der Synapsen gewichtet und können je nach »Vorzeichen« der Synapse positiv oder negativ sein. Es gibt also Synapsen, welche bei herangeleiteten Potentialpulsen das Zellpotential erhöhen, die sogenannten »erregenden« Synapsen, und solche, die es herabsetzen, die sogenannten »hemmenden« Synapsen. Übersteigt das Zellpotential einen gewissen Schwellenwert, geht die Nervenzelle in die Aktivierungsphase über und »feuert«: Ein Potentialpuls wird über die Leitungen der Zelle an alle ihre »auswärts« gerichteten Synap-

sen geleitet, die dann die Zellpotentiale anderer Nervenzellen erhöhen oder herabsetzen; das Zellpotential wird auf einen niedrigen Wert zurückgesetzt, außerdem wird die refraktäre Phase eingeleitet. In der refraktären Phase ist die Nervenzelle gegenüber einlaufenden Signalen unempfindlich. Diese Phase wird nach einiger Zeit wieder von der sensitiven Phase abgelöst.

Um eine Nervenzelle zum Feuern zu bringen, müssen genügend verbundene Nervenzellen nahezu gleichzeitig ihre Impulse zur Potentialerhöhung beitragen. Mit ihren Impulsen können Nervenzellen aber genauso gut andere Nervenzellen am Feuern hindern. Es ergibt sich ein Wechselspiel aus Erregung und Unterdrückung, das die »Maschinensprache« der Nervenzellschicht darstellt. Die Dynamik der Neuronenschicht läuft dabei auf einer Zeitskala von Millisekunden ab, woraus sich eine Taktfrequenz von etwa 100 Hertz für die Impulse der einzelnen Nervenzellen ergibt, wie sie in höheren Tieren auch beobachtet wird. Die Simulation des Netzwerkes auf dem Computer dauert natürlich wesentlich länger.

Eine wesentliche Eigenschaft des simulierten Neuronennetzes besteht darin, daß sich neben den Zellpotentialen auch die Synapsenstärken zeitlich ändern. Die Information, die von einer Nervenzellschicht verarbeitet wird, hat damit einen bestimmenden Einfluß auf den Schaltplan. Die Synapsen werden nach den folgenden Regeln geändert, die von dem Psychologen Hebb bereits 1949 postuliert wurden: »Nervenzellen, die oft gleichzeitig feuern, verbinden sich durch starke, erregende Synapsen. Feuern dagegen Neuronen oft asynchron, werden ihre erregenden Synapsen abgebaut und ihre hemmenden Synapsen verstärkt.« Der nach diesen Regeln erreichte Schaltplan spiegelt die Synchronizität wider, mit der die Zellen der Nervenschicht feuern. Die Hebb'schen Regeln fördern damit eine Kooperation zwischen Neuronen, die aufgrund ihrer vergangenen synchronen Aktivität zusammengehören. Kooperierende Neuronen treten aber aufgrund dieser Regeln in Konkurrenz zu Neuronengruppen, mit denen sie selten zusammen feuern und mit denen sie deshalb nichts zu tun haben. Auch aus anderen Gebieten der Physik und Biologie, wie zum Beispiel der Hydrodynamik (Turbulenz), der nichtlinearen Optik (Laser), der Populationsbiologie (Verhältnis von Jäger und Beute), der Morphogenese (Bildung biologischer Organismen) und insbesondere

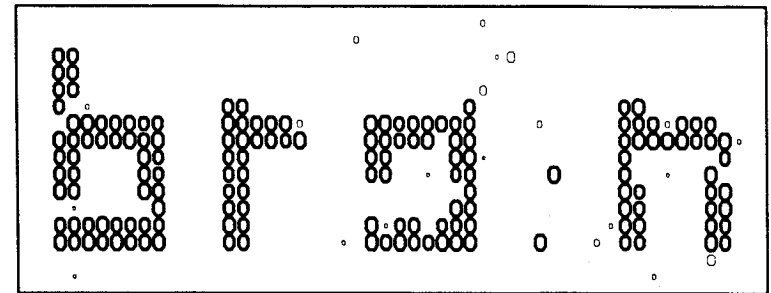
auch aus der Eigenschen Theorie der molekularen Evolution (Zusammenwirken von Nukleinsäuren und Proteinen im Hyperzyklus) kennt man Phänomene, bei denen komplexe Strukturen durch das Wechselspiel von Kooperation und Konkurrenz wachsen. Malsburg, Pionier der theoretischen Gehirnforschung, war einer der ersten, der dieses Prinzip der Strukturbildung für neuronale Systeme vorgeschlagen hat. Er hat auch den Autor dieses Kapitels zu seinem hier dargestellten Arbeitsgebiet »bekehrt«.

Bei seinen Simulationsrechnungen ließ Buhmann sein neuronales Netz 300 Millisekunden lang das Wort *brain* lernen, dessen Zellen dazu nach dem geometrischen Muster, das dem Wort *brain* entsprach, durch Potentialimpulse von außen erregt wurden. Beim Lernvorgang veränderte das Netzwerk seine innere Synapsenstruktur gemäß den Hebbschen Regeln. Die vom Muster angeregten Zellen, die das Wort *brain* repräsentieren, feuerten gleichzeitig und schalteten sich deshalb durch erregende Synapsen zusammen. Die Hintergrundzellen wurden nicht stimuliert, erreichten deshalb selten das Schwellenpotential und wurden im Verlauf der Lernphase von den Musterzellen immer stärker gehemmt.

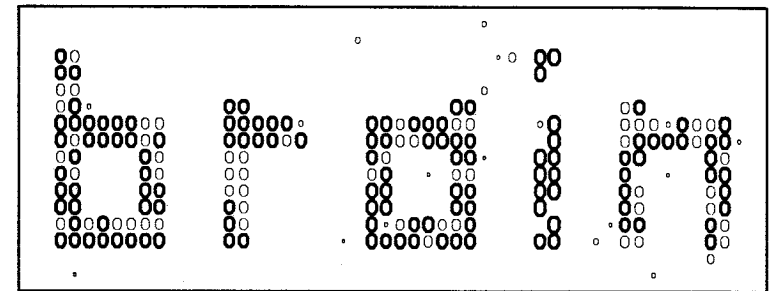
Nach der Lernphase wird in der Simulation getestet, ob das Wort *brain* erfolgreich abgespeichert war und ob das Netzwerk fehlende Teile assoziieren konnte. Abbildung 6 zeigt die Reaktion des Netzwerkes, wenn es zum Zeitpunkt von 1021 Millisekunden mit dem Wort *bra n* erregt wurde, das heißt, wenn es das gelernte Wort ohne Buchstaben *i* sah. Das Erregungsmuster der Nervenzellschicht spiegelt deutlich *bra n* wider, aber schon eine Millisekunde später ist das fehlende *i* ergänzt worden, die Nervenschicht hat offensichtlich *brain* gespeichert und assoziativ abgerufen. Natürlich können in einer Nervenschicht eine Reihe von Mustern übereinander gelernt und assoziativ abgerufen werden.

Wo steckt die Information über das gelernte Muster nach der Lernphase? Das Muster wird während der Lernphase nichtlokal in der Synapsenstruktur gespeichert. Bei dieser nichtlokalen Speicherung kann im Gegensatz zu herkömmlichen Computern kein genauer Speicherplatz angegeben werden, an dem die Information zu finden ist. Viele Synapsen tragen einen kleinen Teil zur Speicherung des gesamten Musters bei. Diese Art der Speicherung gleicht

T=1021.00ms



T=1021.50ms



T=1022.00ms

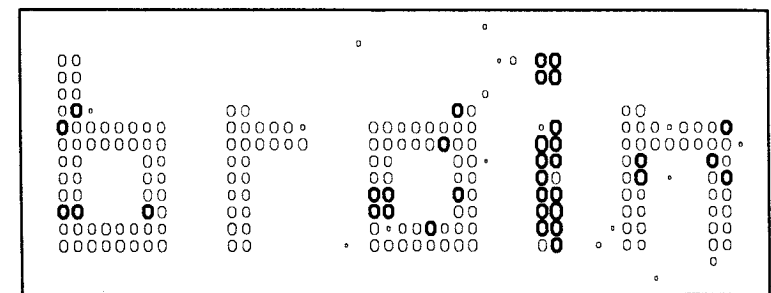


Abb. 6

einer holographischen Wiedergabe von Bildern und wurde deshalb oft mit dem Prinzip der Holographie verglichen. Durch die nichtlokale Form der Speicherung kann das Netzwerk Teile, die eigentlich zum Muster gehören, aber bei der Eingabe fehlen, assoziativ ergänzen. Ein weiterer Nutzen der nichtlokalen Speicherung macht sich bemerkbar, wenn zufällig ausgewählte Synapsen nach der Lernphase zerstört werden. Bei einem herkömmlichen von-Neumann-Computer führt der Verlust von gespeicherter Information sehr schnell zum Abbruch des Programms. Aufwendige Reparaturcodes sind notwendig, um einzelne falsche Bits auszubessern. Eine Nervenschicht kann dagegen auch beim Ausfall von zehn Prozent aller Synapsen mit hoher Wahrscheinlichkeit noch das volle Muster erkennen und den fehlenden Buchstaben *i* einfügen.

Die Nervenschicht mit ihren veränderlichen Synapsen stellt nicht nur ein Speichermedium, sondern auch einen adaptiven Filter dar. Durch ihre plastische Verschaltungsstruktur verstärkt sie bei der Speicherung synchrone Musteranteile und unterdrückt asynchrone Anteile. Außerdem integriert der Speicher zeitlich über den Lernvorgang. Damit ist aber das gespeicherte Muster gegenüber dem Eingabemuster, insbesondere wenn dieses sich während des Lernvorganges verändert, gefiltert, es enthält gewissermaßen nur den Prototypen des gelernten Musters.

Das bisher beschriebene Modell einer Nervenschicht stellt ein Zwischenresultat der Arbeit von Buhmann dar. Dieses Modell zeigt nämlich zwei Schwächen, die nicht unerwähnt bleiben dürfen: Einmal muß das Nervennetz durch das zu erlernende Muster extrem intensiv erregt werden, damit eine Speicherung herbeigeführt wird; zum anderen erscheinen die Impulsaktivitäten des Netzwerkes nicht so ungeordnet wie in wirklichen Gehirnen beobachtet. Es sollte darum eine realistischere Beschreibung versucht werden, welche eine Quelle von Zufallsveränderungen des Potentials einer jeden Nervenzelle einschließt. Natürlich war zu befürchten, daß eine derartige Erweiterung die Speicher- und Filtereigenschaften des Netzwerkes zunichte machen könnte. Es ergab sich aber das überraschende Resultat, daß elektrische Zufallskräfte diese Eigenschaften des Netzwerkes umgekehrt erheblich verbessern. Es erscheint uns jetzt sogar wahrscheinlich, daß mit

den Zufallsänderungen des elektrischen Zellpotentials eine äußerst wichtige mikroskopische Eigenschaft des Gehirns im Hinblick auf seine makroskopische Funktion identifiziert worden ist.

Wie können Zufallskräfte die Funktion einer Nervenschicht verbessern? Die Antwort ergibt sich aufgrund der Tatsache, daß für das Verhalten der Nervenschicht, insbesondere bei der Ausbildung der synaptischen Verschaltungsstruktur, diejenigen Zellen in jedem Augenblick wichtig sind, deren Potentiale einen Wert in der Nähe der Aktivierungsschwelle angenommen haben. Zufallskräfte bringen das Zellpotential aber mit einer gewissen Wahrscheinlichkeit in diesen Wertebereich und machen die Nervenzellen damit empfindlicher, das heißt, die Zellen senden auf systematische Signale von anderen Nervenzellen hin leichter Impulse aus. Man könnte einwenden, daß man dazu auch die Aktivierungsschwelle einfach herabsetzen könnte. Dies würde aber zu einer Überaktivität des Netzwerkes führen, die eine Speicher- und Filterwirkung beeinträchtigt.

In diesem Stadium der Arbeit kann die physiologische Quelle der Zufallswirkung auf die elektrischen Zellpotentiale noch nicht identifiziert werden. Es gibt drei Möglichkeiten: (1) Die Ionenkanäle in der Nervenzellmembran steuern durch willkürliches Öffnen und Schließen die Zufallswirkung. (2) Die mit der Ausschüttung von sogenannten Neurotransmittern an den Synapsen verbundene Zufallswirkung spielt die gewünschte Rolle. (3) Die elektrische Gesamtaktivität eines großen Verbandes von Nervenzellen wird am Ort der beteiligten Nervenzellen jeweils als Rauschen wahrgenommen. Da die ersten beiden Quellen, vielleicht auch die dritte, durch im Gehirn produzierte neurochemische Substanzen beeinflusst werden können, erscheint es möglich, daß mit Hilfe des endokrinologischen Systems die Gehirnfunktionen über den elektrischen Rauschpegel gesteuert werden. Vielleicht wird sogar das Bewußtsein auf diese Weise wie mit dem Lichtkegel einer Taschenlampe (Licht = Rauschen) durch die Gehirnregionen gelenkt.

Statische Muster, deren Speicherung wir diskutiert haben, spielen bei den meisten Aufgaben des Gehirns, etwa bei der Steuerung von Bewegung, nur eine untergeordnete Rolle. Man wird die Leistung des Gehirns nur verstehen können, wenn man lernt, wie das Gehirn zeitliche Folgen von Mustern, etwa Erregungsmuster zum

Ansteuern der Muskeln in den Extremitäten, speichern und abrufen kann. Selbstverständlich erhöht sich die Komplexität einer theoretischen Beschreibung in diesem Fall, weil Nervenschichten notwendigerweise zunächst eine größere Anzahl von statistischen Einzelmustern speichern müssen, die dann in der korrekten Reihenfolge mit dem richtigen Zeittakt abgerufen werden müssen. Zu diesem wichtigen Problem hat Buhmann vor kurzem einen hochinteressanten Lösungsvorschlag beigetragen. Dabei ist er von einem Nervennetzwerk ausgegangen, in dem eine Reihe statischer Muster, jedes in einem räumlich eigenem Bereich des Netzwerkes, gespeichert worden ist. Zwischen den Speicherbereichen konstruierte er dann in seinem Computermodell Abbildungen durch synaptische Verknüpfungen, bei denen sich »einwärts« und »auswärts« gerichtete Synapsen unterscheiden mußten. Eine darartige Synapsenstruktur wird oft in wirklichen Nervensystemen beobachtet. Im Falle geeignet gewählter Abbildungen kann die zeitliche Abfolge der gespeicherten statischen Muster in dem Augenblick abgerufen werden, wenn eine Quelle kontinuierlicher Zufallsaktivität eingeschaltet wird. Für eine genügend große Zahl der an der Speicherung beteiligten Nervenzellen kann ein gewünschter Zeittakt der Musterfolge sehr genau realisiert werden. Diese Fähigkeit ist in Abbildung 7 demonstriert: Ein »Neurocomputer« hat die Bilder der Zahlen 1, 2, ..., 6 gespeichert und ruft sie in der richtigen Reihenfolge ab. Der Zufall sollte damit auch in höheren Lebewesen die zeitliche Ausführung angeborener oder gelernter Bewegungen, das Handeln, steuern können.

Verehrter Leser, das Gehirn der Lebewesen ist ein natürlicher Computer; seinen Aufbau und seine Programmierung zu verstehen ist ein langgehegter Wunsch der Wissenschaften. Wir haben in diesem Kapitel gezeigt, wie der digitale Computer, das Elektronengehirn, uns Wissenschaftlern heute hilft, seinen überlegenen biologischen Kollegen zu verstehen, indem er ihn, bisher auf noch unbeholfene und langsame Weise, nachahmt. Wir wollen damit Prinzipien der Informationsverarbeitung des natürlichen Gehirns entdecken, aber auch das Elektronengehirn intelligenter machen. Dabei erscheinen zwei Erkenntnisse heute bereits gesichert zu sein: Das natürliche Gehirn macht beim Zusammenspiel seiner unendlich vielen Recheneinheiten, den Nervenzellen, von ähnlichen Er-

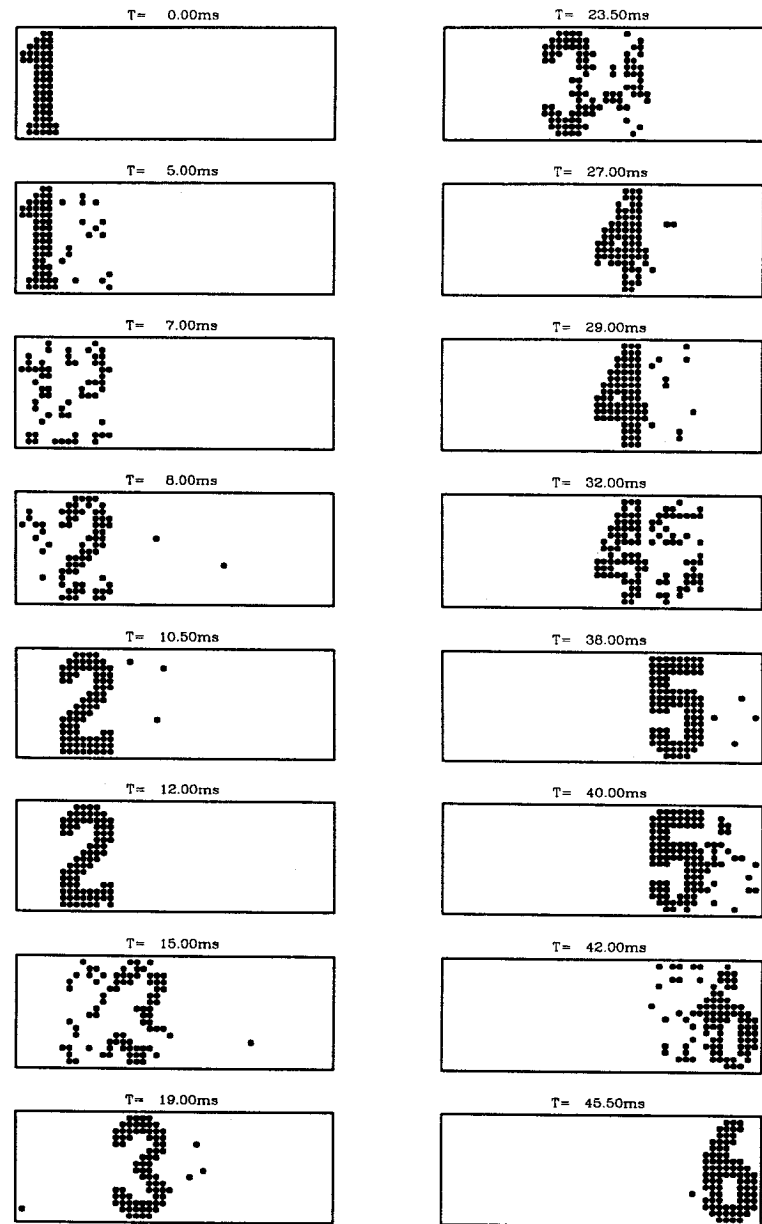


Abb. 7

folgsrezepten Gebrauch, welche die Natur bei der Selbstorganisation seiner molekularen und zellulären Komponenten (Ordnung aus Chaos) immer wieder einsetzt und deren Entdeckungen wir Manfred Eigen wesentlich mitverdanken. Das Gehirn scheint ebenfalls zur Ermittlung und Steuerung vernünftigen Handelns als Erfolgsrezept eine konstruktive Rolle des Zufalls, wie man sie auf der Ebene molekularer und zellulärer Vorgänge gut kennt, auszunutzen.

### Einführende Literatur

- G. E. Hinton, J. A. Anderson, *Parallel Models of Associative Memory*, Lawrence Erlbaum Associates, Hillsdale New Jersey 1981.  
T. Kohonen, *Selforganization and Associative Memory*, Springer, Berlin 1984.  
D. Marr, *Vision*, Freeman, San Francisco 1982.  
J. L. McClelland, D. E. Rumelhart, *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition*, MIT Press, Cambridge Massachusetts 1986.

### Weiterführende Literatur

- M. Abeles, *Local Cortical Circuits*, Springer, Berlin 1982.  
J. Buhmann, K. Schulten, *Associative Recognition and Storage in a Model Network of Physiological Neurons*, *Biol. Cybern.* 54, 319–335 (1986).  
J. S. Denker (Hrsg.), *Neural Networks for Computing*, American Institute of Physics Publication, New York 1986; enthält Beiträge des Autors, welche drei der in einem Kapitel dargestellten Beispiele (Arbeiten von Buhmann, Divko und Ritter) technisch erläutern.  
D. O. Hebb, *Organization of Behavior*, Wiley, New York 1949.  
J. J. Hopfield, *Neural Networks and Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities*, *Proc. Natl. Acad. Sci. USA* 79, 2554–2558 (1982).  
B. Julesz, *Foundations of Cyclopean Perception*, Univ. of Chicago Press, Chicago 1971.  
W. A. Little, *The Existence of Persistent States in the Brain*, *Math. Biosci.* 19, 101–120 (1974).  
H. Ritter, K. Schulten, *On the Stationary State of Kohonen's Self-Organizing Sensory Mapping*, *Biol. Cybern.* 54, 99–106 (1986).  
H. Treutlein, K. Schulten, *Noise-Induced Neural Impulses*, *Europ. Biophysics J.* 13, 355–365 (1986).