



VORTRÄGE AN SUSAN

(Ort: jeweils im SUSAN-Vortragsraum)

1.) Montag, 13.03.89 16.00 - 16.30

Wolf-Werner Scheuermann

Thema: Neuronale Netze

2.) Montag, 20.03.89 15.30 - 16.30

Hajo Schäfer

Thema: Einsatz unter fremder Flagge

Back to the Future; Shipmanagement an Bord zurückverlagern, um optimalen Einsatz des Profitcenters SCHIFF in der Zukunft zu sichern

Erfahrungsbericht: 2 Jahre als Kapt.; belgischer Owner, norwegischer Operator

Alle Interessierten sind herzlich eingeladen.

Mö1/06.03.1989

NEURONALE NETZE

Wolf-Werner Scheuermann

Hamburg, im März 1989

NEURONALE NETZE

Vortrag an SUSAN, FB Seefahrt der FH Hamburg
von Wolf-Werner Scheuermann
Hamburg, im März 1989

Inhalt

1. Elemente neuronaler Netze und ihre Funktionen.
 - 1.1 Das Neuron. Aufbau und Funktion.
 - 1.2 Das neuronale Netz. Verknüpfung und Eigenschaften.
2. Computer und neuronale Netze.
 - 2.1 Unterschiede.
 - 2.2 Vorteile und Nachteile neuronaler Netze.
 - 2.3 Realisierungen neuronaler Netze. Technische und natürliche.
 - 2.4 Exkurs: Interesse der KI an neuronalen Netzen.
3. Vorläufer und Verwandte. Ausblick.
4. Literaturhinweise.

NEURONALE NETZE

1. Elemente neuronaler Netze und ihre Funktion.

1.1 Das Neuron. Aufbau und Funktion.

Neuronen sind die Knoten des neuronalen Netzes. In biologischen Nervennetzen sind es hochspezialisierte Körperzellen von bestimmter Form und Funktion. (Bild 1). Das Neuron ist über bis zu 10000 Synapsen mit anderen Neuronen direkt verbunden. Dabei hat es zahlreiche Eingänge an seinen Dendriten und einen einzigen Ausgang, das Axon, die Nervenfasern, die am Ende zu den Synapsen verzweigt.

Die Funktion des Neurons besteht hauptsächlich in der Änderung seines Ruhepotentials und in der Weiterleitung von Potentialimpulsen (elektrisch). Wird der Dendrit gereizt (primär durch spezifische chemische Prozesse bei Sinneszellen, etwa Licht-, Wärme-, Druckreaktionen oder sekundär durch Synapsen anderer Neuronen), so baut sich ein Generatorpotential auf. Überschreitet dieses Generatorpotential eine bestimmte Größe (Schwelle), so erzeugt das Neuron einen Impuls, dessen Größe und Form vom Reizpotential unabhängig ist. Der Impuls wird vom Axon weitergeleitet (ziemlich langsam: maximal mit 100 m/sec) und bildet seinerseits einen Reizanteil der nachgeordneten Neuronen. Bleibt der Reiz unterschwellig, so wird kein Impuls erzeugt (Bild 2).

Hat die Reizstärke auch keinen Einfluß auf die Amplitude des Impulses, so beeinflusst sie aber die Geschwindigkeit des Anwachsens des Generatorpotentials und je schneller sich das Generatorpotential, das nach einem Impuls

zusammenbricht, erholt, desto schneller wird ein neuer Impuls gesendet. Das Neuron ist also ein Schwellenwertschalter, der die Reizstärke in der Impulsfrequenz abbildet (Frequenzmodulation). Die Kopplung zweier Neuronen über Synapsen geschieht nicht elektrisch, sondern der Impuls wird in den Synapsen mittels Neurotransmittern, bestimmten chemischen Stoffen, übertragen. Synapsen können erregend (exzitatorisch) oder hemmend (inhibitorisch) wirken.

So kompliziert ist es in der Natur. Hinzu kommt, daß Neuronen in vielfältigen Formen, Differenzierungen und Spezialisierungen vorkommen (Bild 3). Zeit also für etwas Abstraktion und Vereinfachung:

Hat ein Neuron n synaptische Eingänge x_i ($i=1, \dots, n$), so wird jeder Eingang gewichtet mit w_i ($w_i > 0$ bei exzitatorischen Synapsen, $w_i < 0$ bei inhibitorischen Synapsen, $w_i = 0$ wenn keine Synapse existiert). Ist θ der aktuelle Schwellenwert, so bestimmt sich der Output des Neurons nach der Abbildung:

$$(x_1, \dots, x_n) \rightarrow x_j = \begin{cases} 0, & \text{wenn } \sum w_i x_i < \theta \\ 1, & \text{wenn } \sum w_i x_i \geq \theta \end{cases} \quad (\text{Bild 4})$$

Derartige Modelle werden im Unterschied zu biologischen Neuronen auch Neuroden genannt.

Ganz wesentlich für die Funktion des gesamten neuronalen Netzes sind folgende zwei Punkte:

- 1.) Die Schwelle θ wird durch eine externe Schwellenregelung bestimmt, die von der Gesamtaktivität des

ganzen Netzes abhängt. Ein neuronales Netz ist hochgradig positiv rückgekoppelt, so daß ein entgegenwirkender Mechanismus nötig ist, um die Aktivität zu koordinieren (Bild 5). Die dadurch notwendig bedingte Struktur ist die Ursache ganz unerwarteter Qualitäten neuronaler Netze (Bild 6). Beim menschlichen Gehirn wird eine derartige Schwellenregelung in der Formatio reticularis im Hirnstamm vermutet, da diese Struktur von allen Hirnteilen Input erhält und nach allen Regionen Fasern aussendet. (Bild 7).

- 2.) Die Gewichtung w_i ändert sich in Abhängigkeit vom Muster und der zeitlichen Folge der Aktivierung x_j des Neurons j und der Synapse x_i . D.h. die Synapsen bzw. die Verbindungen der Neuronen sind variabel und zwar abhängig von der Aktivität im neuronalen Netz. Dieser Punkt ist fundamental für wesentliche Eigenschaften neuronaler Netze, z.B. die Lernfähigkeit. (HEBBs Regel).

1.2 Das neuronale Netz. Verknüpfung und Eigenschaften.

Sind viele Neuronen über ihre Axone verknüpft, so entsteht ein neuronales Netz (man spricht in Adaption englischer Termini auch von neuralen Netzen). (Bild 8). Ein Teil der Verknüpfung kommt als Erregung von Sensoren (Afferenz) oder als Rückmeldung von Effektoren (Reafferenz) ein Teil geht als Ausgang zu Effektoren (Efferenz) und der Großteil beim Hirn ist innere Verknüpfung mit anderen Neuronen (assoziative Bahnen).

Neuronale Netze sind in der Lage Informationen assoziativ zu speichern. Durch die Eigenschaft der Neuronen, die Stärke ihrer Verknüpfungen mit anderen Neuronen in Ab-

hängigkeit von deren und der eigenen Aktivität ändern zu können, können z.B. optische Muster in einem entsprechend angeordneten Netz gespeichert werden und zwar nicht nur eines pro Netzwerk, sondern mehrere.

Durch die Aktivierung von Teilen der Muster können die vollständigen Muster aktiviert werden. Dies bedingt die Assoziationsfähigkeit der Netze. Die gespeicherte Information ist dabei nicht wie bei herkömmlichen Computern lokalisierbar, also durch Angabe einer Adresse abrufbar, sondern über das ganze Netz gewissermaßen "holografisch" verteilt (Bilder 9 - 16). Es können nicht nur identische Muster wiedererkannt werden, sondern auch Musterfragmente und Ähnlichkeiten.

Wird eine externe Bewertung eingebaut, so ist Lernen möglich. Z.B. kann einem neuronalen Netz beigebracht werden, die (auf herkömmliche Art schwierige) Steuerung eines Roboters zu erlernen (Bild 17 & 18), etwa um ihn einen Kreis zeichnen zu lassen. Hat es diese Aufgabe für eine bestimmte Trainingsfläche erlernt, so zeigt sich, daß das neuronale Netz auch zu einer (wenn auch nicht ganz fehlerfreien) Anwendung des Gelernten außerhalb der Trainingsfläche imstande ist. Dieser Vorgang wird Abstraktion genannt.

Ein neuronales Netz hat naturgemäß eine hochgradig parallele Architektur. Es ist sogar ein leichtes, Räume beliebiger Dimension allein durch die Verknüpfung der Knoten zu modellieren (Beispiel: 4-dimensionaler Würfel, Bild 19).

Als letzter Punkt dieser gewiß nicht vollständigen Auflistung der Eigenschaften neuronaler Netze sei erwähnt, daß gewisse natürliche Neuronennetze (nämlich menschliche Gehirne) Intelligenz zeigen. Hochspeziali-

sierte biologische Netze sind teilweise "fest verdrahtet", etwa das optische System bei Insekten, andere Netzverknüpfungen bilden sich erst im Gebrauch aus, so beim Menschen, wo es während des Lernens in den ersten Lebensjahren neben einer Differenzierung der Synapsen sogar zu einer Reduktion der genetisch festgelegten Verknüpfungen des Neocortex kommt.

Natürliche Nervennetze zeigen eine große Vielfalt, von Netzen mit einigen wenigen Neuronen bis hin zu Architekturen aus 10 Milliarden Neuronen in unterschiedlichsten Teilen und Schichten.

2. Computer und neuronale Netze.

2.1 Unterschiede.

Die heute verbreiteten Computer sind digitale, sequentielle Von-Neumann-Maschinen. D.h. ein zentraler Prozessor arbeitet nach dem Zyklus: Befehl holen - Daten holen - Befehl ausführen, wobei die Information (Befehle und Daten) digital codiert sind. Alle Probleme werden in Sequenzen von Befehlen (Programmen) beschrieben, wobei ein Befehl (im Prinzip auf jeder Sprachebene) eine deterministische Verhaltens-/Arbeits-/Schaltregel darstellt. Die Information ist per Adresse im Speicher lokalisierbar und wiederum prinzipiell besteht kein Unterschied zwischen Programmen und Daten, so daß die Maschine theoretisch in der Lage ist, ihre eigenen Programme zu schreiben. Mit dem Digitalrechner läßt sich eine universale Turingmaschine, die alles berechnen kann, was berechenbar ist, approximieren (eine Frage der Speicherkapazität).

Neuere Ansätze versuchen eine Leistungssteigerung durch Parallelarchitektur. Dabei bleibt die Art der Infor-

mationsverarbeitung wie beim sequentiellen Rechner erhalten, auch die Probleme werden weiterhin in Sequenzen von Befehlen beschrieben, wobei jedoch logisch unabhängige Teilprobleme zeitlich parallel von verschiedenen Prozessoren bearbeitet werden. Die Verbindungen zwischen den Prozessoren dienen dabei lediglich der Koordination und Kommunikation im Gesamtprozess. Die Information ist weiterhin lokalisierbar. Trotz Schaffung neuer Spezialsprachen ist das Problem der automatischen effizienten Parallelisierung sequentieller Programme nicht befriedigend gelöst.

Oberflächlich gesehen ähnelt ein neuronales Netz einem derzeitigen Parallelcomputer. Die prinzipiellen Unterschiede sind aber gravierend:

- Gespeicherte Information ist nicht lokalisierbar in definierten Speichern festgelegter Funktion, sondern ist über das gesamte Netz verteilt.
- Nicht die Knoten der parallelen Architektur sind das Wesentliche, sondern die (variablen!) Verknüpfungen (Synapsen) der Neuronen.
- Ist das Verhalten herkömmlicher Computer starr regelhaft (widergespiegelt in den Befehlen der Programmiersprachen), so ist dies bei neuronalen Netzen als Folge der verteilten Information nicht der Fall. Das Verhalten muß in einer Trainingsphase erlernt werden. Es wird also keine Programmiersprachen für neuronale Netze geben!
- Sicher können neuronale Netze universale Turingmaschinen sein, aber eventuell haben sie noch ganz andere Eigenschaften (Bewußtsein etc., Beispiel Gehirn).
- Während derzeitige Computer für ihr Funktionieren zuverlässige Bauelemente benötigen, hat sich gezeigt,

daß manche Eigenschaften wie Lernfähigkeit und Assoziation durch Verwendung weniger zuverlässiger Elemente (Neuronen, die nicht exakt die Erregung summieren, sondern verrauschen) entgegen aller Erwartung deutlich verbessert werden. Es können sogar Teile des Netzes oder ein gewisser Prozentsatz an Neuronen ausfallen, ohne die Gesamtfunktion wesentlich zu beeinträchtigen.

2.2 Vorteile und Nachteile neuronaler Netze.

Neben den genannten Vorteilen neuronaler Netze gegenüber Digitalrechnern, als da sind

- Lernfähigkeit, Flexibilität, Adaptivität, Trainierbarkeit,
- Assoziation, Analogieschlüsse, Erkennen von Ähnlichkeiten (Mustererkennung), Abstraktion,
- hochgradig paralleler Architektur unter Verwendung einfacher Elemente, die nicht einmal exakt arbeiten müssen

stehen dem auch Nachteile gegenüber:

- Neuronale Netze sind nicht programmierbar, sondern müssen in einer Lernphase für ihre Aufgaben trainiert werden.
- Das und die Funktion des Netzes bedingen ein prinzipiell unvermeidliches Fehlerpotential.
- Das Training mit externer Bewertung konstituiert ein willkürliches, subjektives und gewissermaßen historisches Moment in den Eigenschaften neuronaler Netze.
- Es ist möglich, daß für das Funktionieren komplexer Neuronennetze zeitweilig veränderte Betriebszustände erforderlich sind (Schlaf!). Spekulativ ist also nicht auszuschließen, daß solche Maschinen im Gegensatz zu Digitalrechnern nicht pausenlos verfügbar sein werden.

2.3 Realisierungen neuronaler Netze. Technische und natürliche.

Es gibt mittlerweile eine ganze Reihe theoretischer und auch realisierter (simulierter) technischer Modelle neuronaler Netze. Es zeichnet sich dabei eine große Variantenvielfalt ab, wobei noch keineswegs klar ist, was die Vorzüge oder Anwendungsgebiete der Varianten sind. Ein Modell ist z.B. der Assoziativspeicher nach KOHONEN. Eine andere Variante zeichnet sich durch strenge Schichtenhierarchie und einen rekursiven Bewertungsalgorithmus ("Backpropagating") aus. Mir sind noch keine Hardwarerealisierungen bekannt und alle realisierten Modelle sind Simulationen auf sequentiellen Digitalrechnern (inwiefern sich Prototypen von Parallelcomputern, etwa die "Connection-machine" von HILLIS mit 65536 Prozessoren, in ein neuronales Netz umfunktionieren lassen, ist mir nicht bekannt). Die meisten Modelle sind Prototypen oder Demonstrationsobjekte. Zwischenzeitlich (etwa seit 1988) wird jedoch verstärkt in aller Welt auf diesem Gebiet gearbeitet.

Unter den natürlichen neuronalen Netzen finden sich die komplexesten Gebilde, die uns im Universum bisher bekannt sind: unsere eigenen Gehirne. Neben der ungeheuren Anzahl von Neuronen und der noch unvorstellbareren Zahl von Synapsen legen Erkenntnisse aus der Verhaltensforschung und der Neurophysiologie niederer Tiere nahe, daß wenigstens ein Teil der Verknüpfungen genetisch bedingt ist, sich also im Evolutionsprozess phylogenetisch herausgebildet hat und in der Ontogenese als apriorisches Wissen über die Welt mitgebracht wird. Zur Verkomplizierung trägt bei, daß das Gehirn keine homogene Konstruktion ist, sondern aus Schichten unterschiedlich alter

Teile besteht, die entsprechend ihrer Herkunft unterschiedliche Funktionen ausüben mit den daraus resultierenden Widersprüchlichkeiten. (Bild 20).

2.4 Exkurs: Interesse der KI an neuronalen Netzen.

Die Entstehung des Computers war in jeder Phase begleitet vom Traum der Schaffung einer "künstlichen Intelligenz". (KI) Stand am Anfang der Versuch, allgemeingültige Problemlösungsalgorithmen zu programmieren, so scheiterte dies bald an der praktischen, wenn nicht gar prinzipiellen Durchführbarkeit. Es folgte die Spezialisierung der Problemlösung mit Hilfe einer großen Datenbasis an Spezialwissen und Ableitungsregeln zur Erschließung neuen Wissens: die Expertensysteme waren das nächste Paradigma der KI. Aber auch dieses Unternehmen blüht in prinzipiellen Schwierigkeiten stecken. Es gelang nicht, Expertenwissen in starren Regeln vollständig zu beschreiben, geschweige denn, diesen Prozeß zu automatisieren. Somit bietet das neue Paradigma "Neuronales Netz" einen letzten Lichtblick, da zu den gewissermaßen natürlichen Eigenschaften neuronaler Netze viele derjenigen Dinge zählen (Lernfähigkeit, Mustererkennung, Assoziation, Analogien, Parallelität, etc.) , durch deren Fehlen alle bisherigen Lösungsansätze gekennzeichnet waren.

Seit Beginn 1988 läßt sich ein verstärktes Interesse der KI an neuronalen Netzen registrieren und wie bei einer Mode, die "in" ist, sind die entsprechenden Regale der Buchhandlungen leergekauft. Dabei gab es theoretische Literatur zum Thema schon lange. PALM nennt sein 1982 erschienenes Buch "Neural Assemblies" im Untertitel bezeichnenderweise "An alternative Approach to Artificial Intelligence".

3. Vorläufer und Verwandte der neuronalen Netze. Ausblick.

Das Thema "neuronale Netze" ist keineswegs neu. Bereits in den 40er Jahren behandelte HEBB es theoretisch. McCULLOCH und PITTS stellten sehr früh Überlegungen zu ihrer technischen Realisierung an. Die Neurophysiologen entwarfen mit zunehmender Kenntnis des Gehirns, seiner Funktionen und Elemente in den 70er Jahren konkrete Modelle, die aber weitgehend unbekannt blieben, da Vertreter der KI solche Veröffentlichungen nicht lasen.

Es gab jedoch auch technische Vorläufer und Verwandte, etwa WIDROWS "Adaline" (Adaptive linear Element) oder ROSENBLATs "Perceptron" oder STEINBUCHs "Lernmatrix" (Bild 21). Denen erging es jedoch nicht besser wie ihren neurophysiologischen Verwandten. Höchstens entfernte Ähnlichkeiten bestehen zwischen neuronalen Netzen und Petri-Netzen sowie zellularen Automaten (gut bekannt ist ULAMs "Game of Life").

Das Interesse ist aber bereits umgesprungen und wird in Zukunft noch zunehmen. Persönlich bin ich der Meinung, daß dies der richtige Weg sein dürfte zu einer künstlichen Intelligenz, die diesen Namen verdient. Aber der Weg wird lang sein. Es könnte außerdem zu einer neuen Blüte der Analogtechnik in den Neuronen/Neuroden kommen. Aus diesen und anderen Gründen wird es aber sicherlich nicht zu einer Verdrängung der Digitalrechner kommen. Es wird nur einen neuen Typus von Maschine geben.

4. Literaturhinweise.

- V. Braitenberg: Gehirngespinnste. Neuroanatomie für kybernetisch Interessierte. Berlin, Heidelberg 1973.
- V. Braitenberg: Künstliche Wesen. Verhalten kybernetischer Vehikel. Braunschweig, Wiesbaden 1986.
- E.H. Lenneberg: Biologische Grundlagen der Sprache. Anhang: N. Chomsky u.a.: Die formale Natur der Sprache. Frankfurt/Main 1986².
- H. Haken: (Ed.) Computational Systems - Natural and Artificial. Berlin, Heidelberg 1987.
- B.-O. Küppers (Hrsg.): Ordnung aus dem Chaos. München 1987.
- M. Abeles: Local Cortical Circuits. An Electrophysiological Study. Berlin, Heidelberg 1982.
- B. Hassenstein: Klugheit. Bausteine zu einer Naturgeschichte der Intelligenz. Stuttgart 1988.
- G. Vogel, H. Angermann: dtv-Atlas zur Biologie. Tafeln und Texte. Band 2. München 1978¹².
- A.M. Turing: Intelligence Service. Schriften. B. Dotzler, F. Kittler (Hrsg.). Berlin 1987.
- G. Palm: Neural Assemblies. An Alternative Approach to Artificial Intelligence. Berlin, Heidelberg 1982.
- K. Steinbuch: Automat und Mensch. Auf dem Weg zu einer kybernetischen Anthropologie. Berlin, Heidelberg 1971⁴.

- H.D. Hillis: Ultraschnelle Prozessor-Netzwerke.
In: Spektrum der Wissenschaft 8/87, S.52-60.
- R. Munzert: Neuro-Schachcomputer. Spekulation über zukünftige Generationen schachspielender Automaten.
In: Computer Schach und Spiele 5/88, S.33-35.
- T. Kohonen: Self-Organization and Associative Memory.
Berlin, Heidelberg 1984.
- E. Oeser: Psychozoikum. Evolution und Mechanismen der menschlichen Erkenntnisfähigkeit. Hamburg 1987.
- G. Palm: Assoziatives Gedächtnis und Gehirntheorie.
In: Spektrum der Wissenschaft 6/88, S.54-64.
- H. Ritter, Th. Martinez, K. Schulden: Neuroinformatik selbstorganisierender Abbildungen. Bonn (in Vorbereitung).
- H. Ritter, Th. Martinez, K. Schulden: Ein Gehirn für Roboter. In: mc 2/89, S.48-61.
- J. Buhmann, R. Divko, H. Ritter, K. Schulden: Physik und Gehirn - wie dynamische Modelle von Nervennetzen natürliche Intelligenz erklären. In: mc 9/87.
- J.A. Anderson, E. Rosenfeld (Ed.): Neurocomputing.
Foundations of Research. Cambridge/Mass., London 1988.

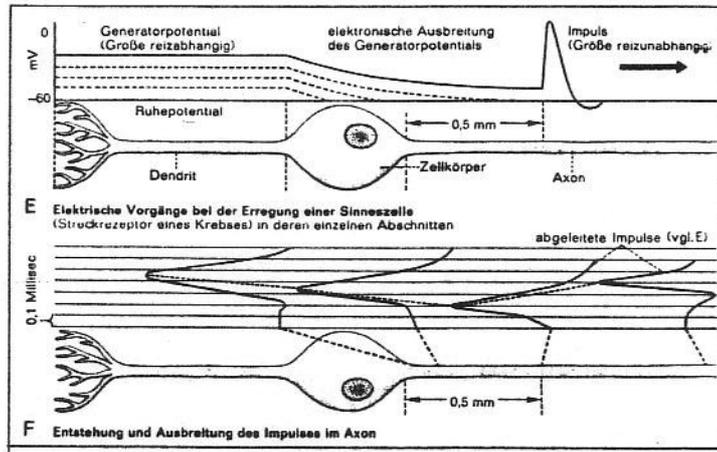


Bild 1

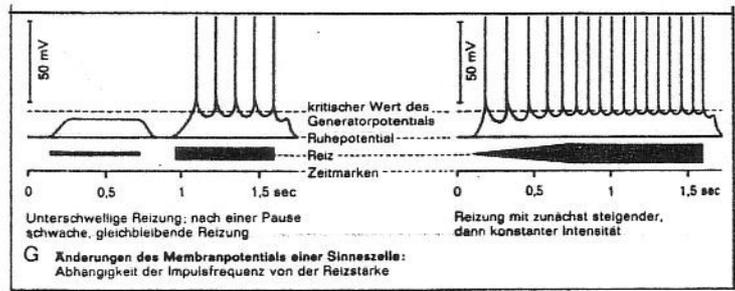


Bild 2

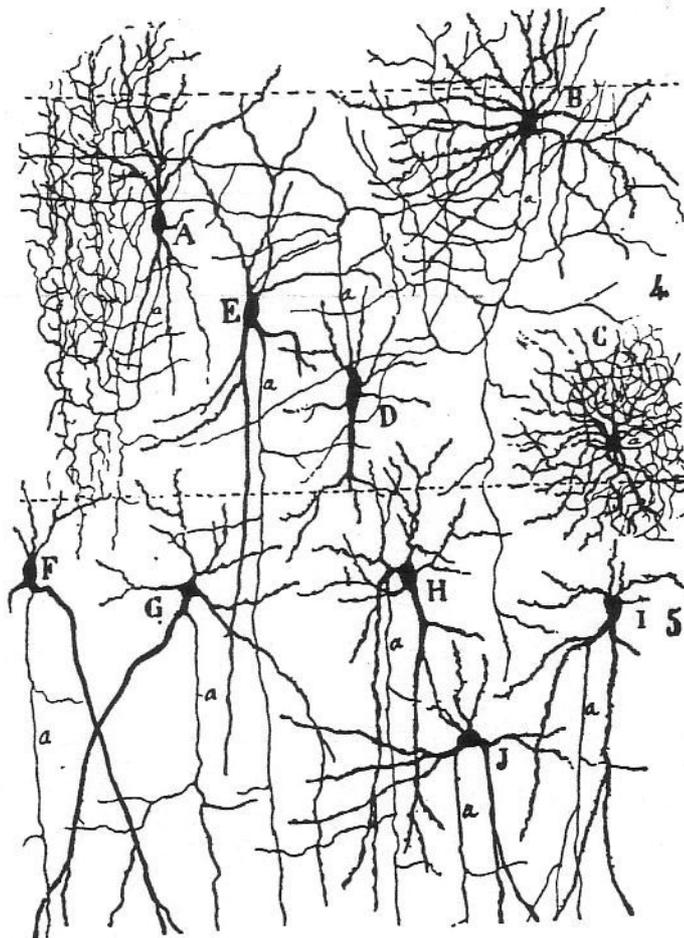


Fig. 8.6. Various shapes of neurons in the cortex (Cajal 1911)

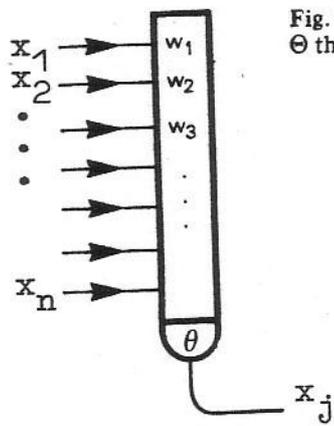


Fig. 3.4. A threshold neuron. w_1, w_2, \dots weights, Θ threshold

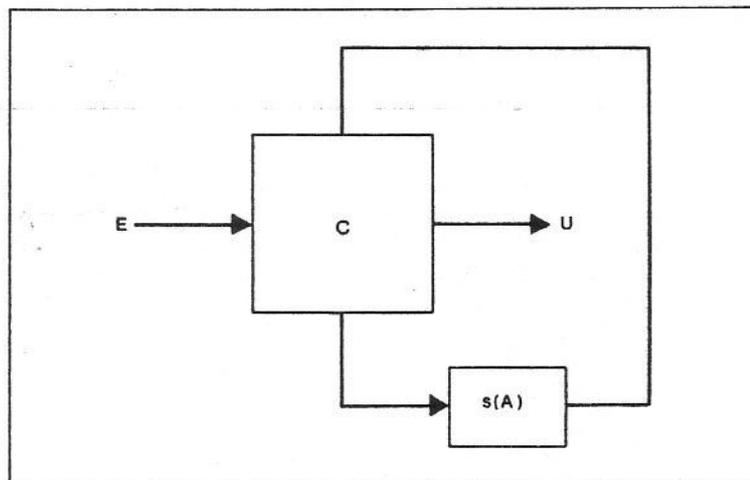
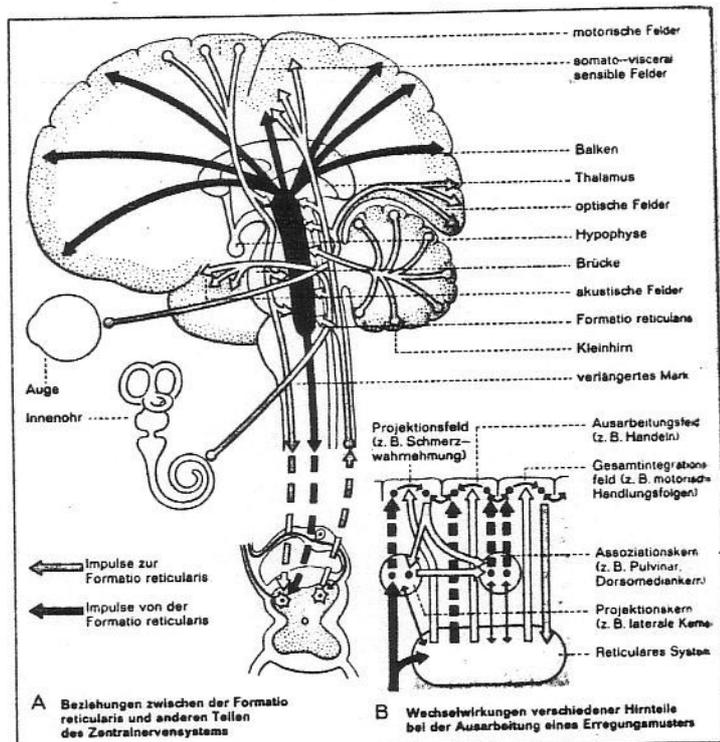
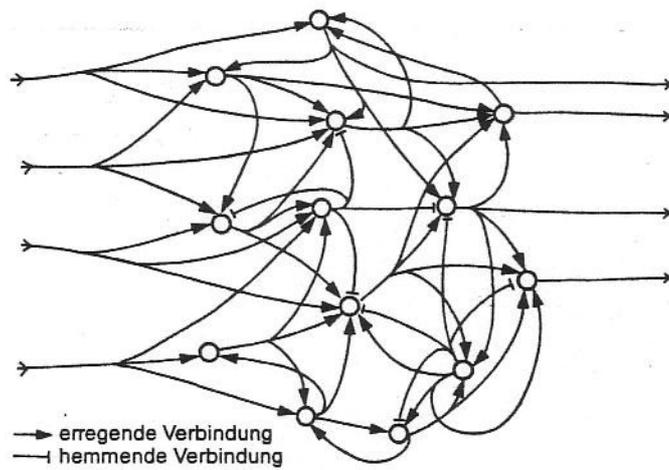


Abb. 18 C ist das Gehirn, das einen Eingang E empfängt und einen Ausgang U abgibt. Gleichzeitig signalisiert es sein inneres Aktivitätsniveau A an einen besonderen Kasten, der die Schwellen s für die Elemente in C berechnet.



Beziehungen zwischen subcorticalen und corticalen Gebieten



Die ungefähr zehn Milliarden Nervenzellen der Gehirnrinde sind jeweils über Zehntausende von Verbindungen untereinander zu einem hochkomplizierten Geflecht vernetzt.

Bild 8

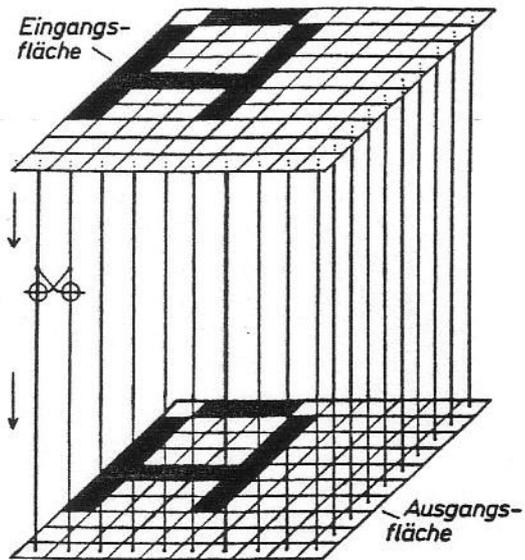


Abb. 9: Modellsystem für Assoziationsbildung. Jedes der 100 Quadrate der oberen Teilfläche ist durch eine signalleitende Bahn mit der entsprechenden unteren Teilfläche verbunden (nur 19 dieser Bahnen sind eingezeichnet). Zwischen zwei dieser Bahnen ist eine wechselseitige Verknüpfung nach Abb. 10c angedeutet, wie sie zwischen *sämtlichen* Bahnen vorzustellen ist.

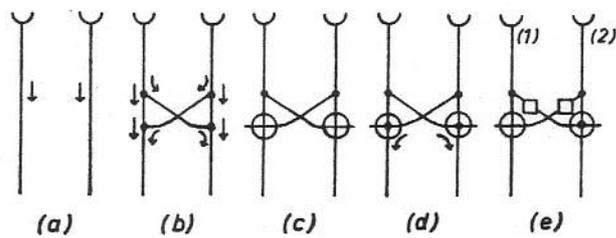


Abb. 10: a) Zwei parallele signalleitende Bahnen, beginnend mit je einem lichtempfindlichen Element; b) wechselseitige Verknüpfung durch laterale Abzweigungen; c) wechselseitige signalleitende Bahnen zu Elementen (eingekreist), die leitend werden, wenn sie einmal gleichzeitig von beiden Seiten Signale erhalten haben; d) nachdem dies geschehen ist: wechselseitige bedingte Verknüpfung; e) Einfügung von Verzögerungsgliedern (quadratische Kästchen) in die lateralen Querverbindungen; nachdem zwei Reize in der Zeitfolge (1) ... (2) eingetroffen sind, konnte sich nur die *rechte* bedingte Verknüpfung bilden.

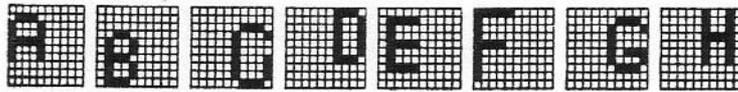


Abb. 11: Das Alphabet bis zum Buchstaben H, nach dem Prinzip der wechselseitigen bedingten Verknüpfung gespeichert. Jeder Buchstabe besteht aus 16 Punkten. Einige Punkte sind mehreren Buchstaben gemeinsam, zum Beispiel 8 Punkte bei A und F (nach G. Willwacher).

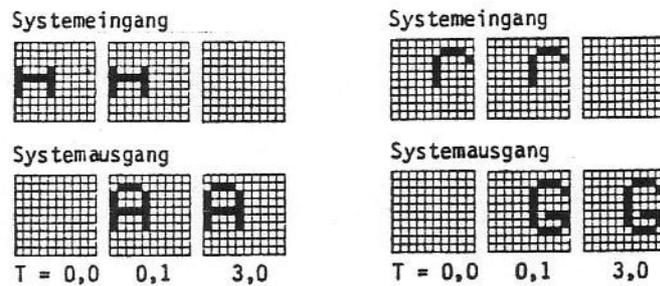
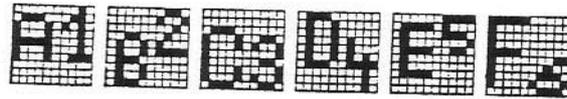
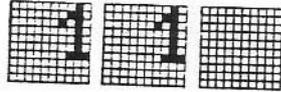


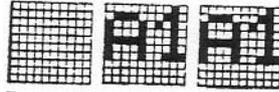
Abb. 12: Nachdem die Buchstaben von A bis H im Computer gespeichert waren (siehe Abb. 11), wurden die Muster »A« bzw. »G« *unvollständig* eingegeben. Am Ausgang erschienen trotzdem – wegen der vorherigen Speicherung durch wechselseitige bedingte Verknüpfung – sogleich die *vollständigen* Muster (nach G. Willwacher).



Systemeingang

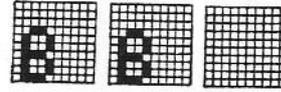


Systemausgang

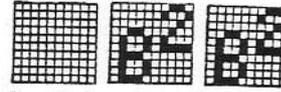


T = 0,0 0,1 2,0

Systemeingang

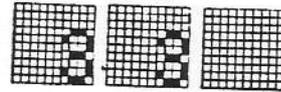


Systemausgang

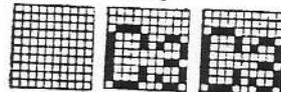


T = 0,0 0,1 2,0

Systemeingang

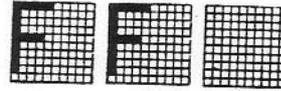


Systemausgang

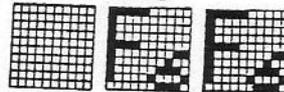


T = 0,0 0,1 2,0

Systemeingang



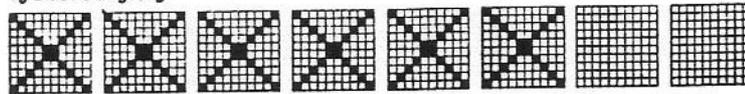
Systemausgang



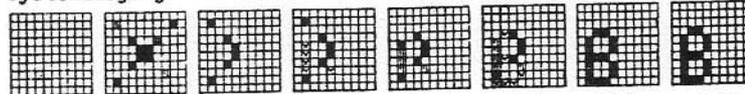
T = 0,0 0,1 2,0

Abb. 13: Oberste Zeile: Jedem Buchstaben (16 Punkte) wird eine Ziffer (aus 11 und 12 Punkten) simultan assoziiert. Übrige Zeilen: Jetzt ist die Eingabe nur der Ziffer oder nur des Buchstabens gleich der Eingabe eines »Teilmusters« nach Abbildung 12 mit der Konsequenz, daß jeweils auch der andere Teil der Gesamtassoziation am Modellausgang erscheint (nach G. Willwacher).

Systemeingang



Systemausgang



T = 0,0 0,1 0,2 0,3 0,4 1,0 1,5 2,0

Abb. 14: Zuordnung eines unbekanntes (nicht gespeicherten) Musters (eingespeicherte Muster siehe Abb. 11). Am Eingang wird ein unbekanntes Muster der Form X angeboten. Am Ausgang erscheint das Muster mit den meisten gemeinsamen Bildpunkten (nach G. Willwacher).

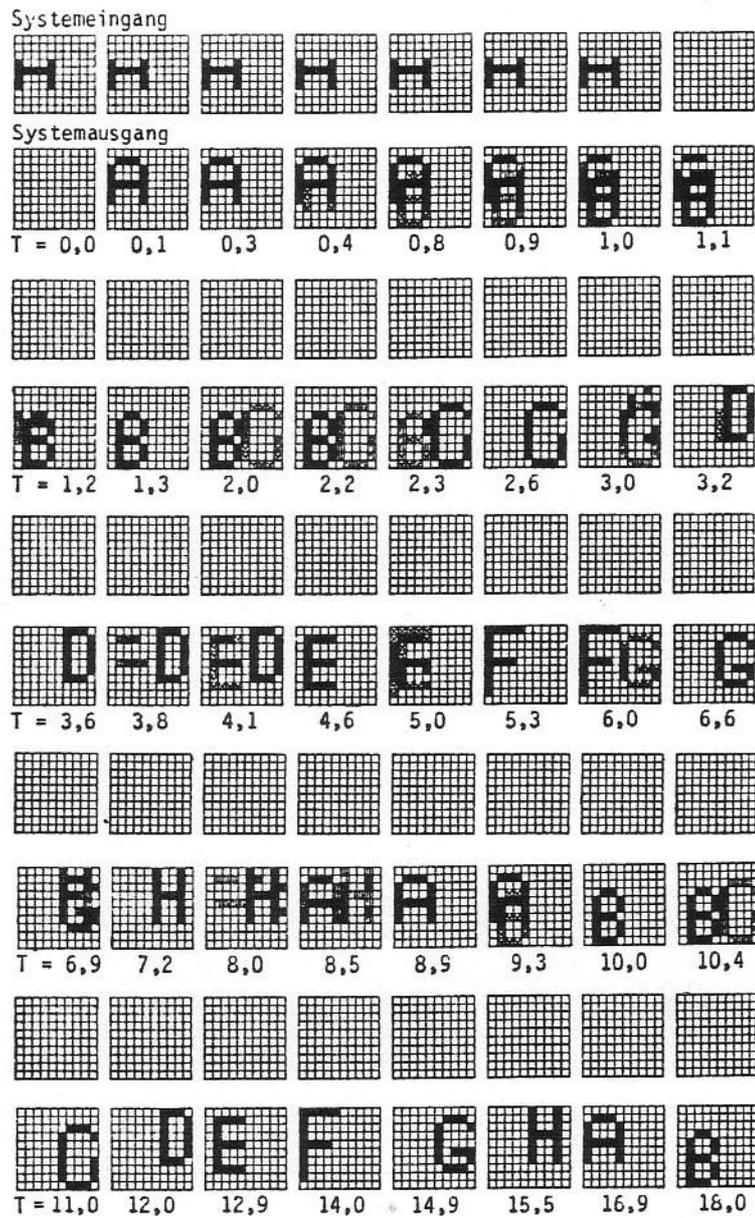


Abb. 15: Der nach dem Grundprinzip von Abbildung 10e programmierte Computer hat die Buchstaben der Abbildung 11 *der Reihe nach* gelernt, dazu die Buchstabenfolge $H \rightarrow A$. Die Abbildung gibt die Aufzeichnung der Ausgabe des Computers zu den angegebenen Zeitpunkten »T« wieder, nachdem am Systemeingang lediglich einmal ein unvollständiges A eingegeben worden war (nach G. Willwacher).

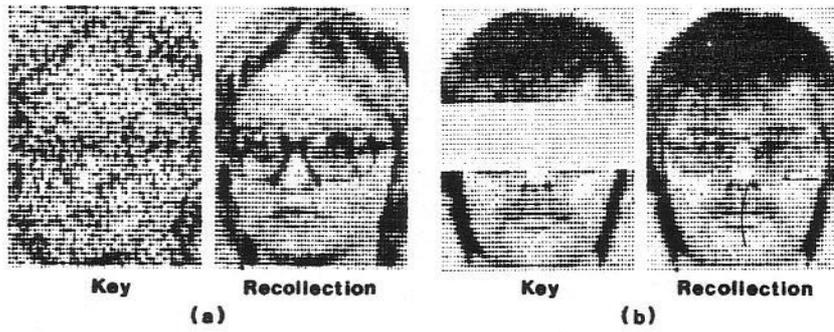


Fig. 6.2a - b. Demonstration of noise suppression and autoassociative recall in the orthogonal projection operation

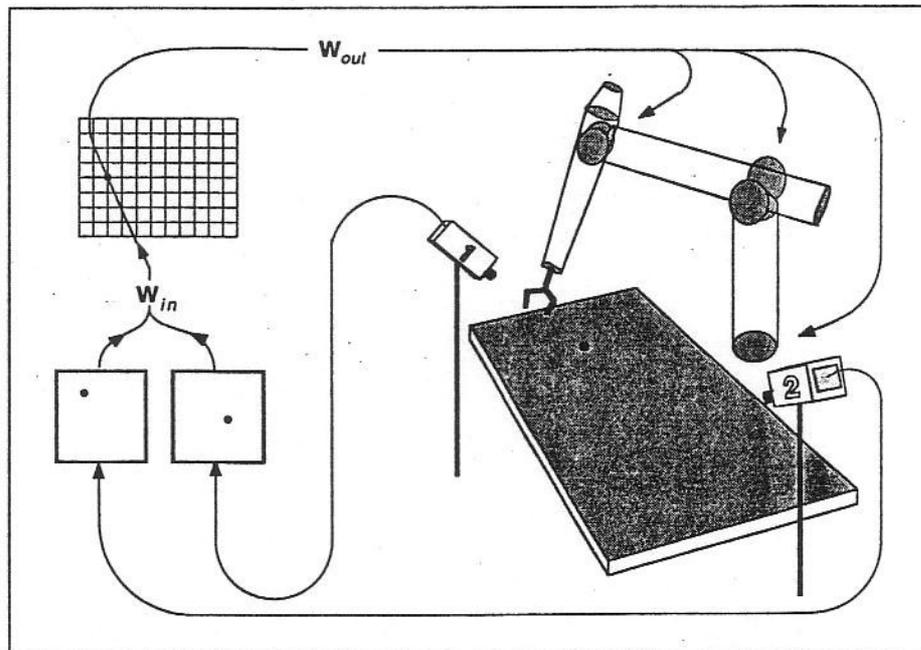


Bild 4. Das Robotersystem, welches die Hand-Auge-Koordination lernt. Der Roboterarm soll den markierten, von außen zufällig vorgegebenen Zielpunkt auf der Arbeitsfläche anfahren. Kamera 1 und Kamera 2 beobachten die Szene. Im linken Bildteil ist dargestellt, wie der Zielpunkt in den beiden Kameragesichtsfeldern erscheint. Die beiden Orte des Zielpunkts in den Kameragesichtsfeldern werden in der Größe x zusammengefaßt und an das neuronale Netz übergeben, wo das zuständige Neuron aktiviert wird. Dessen Ausgangssignal w^{out} bestimmt die Bewegung der drei Gelenkmotoren zum Positionieren des Greifers

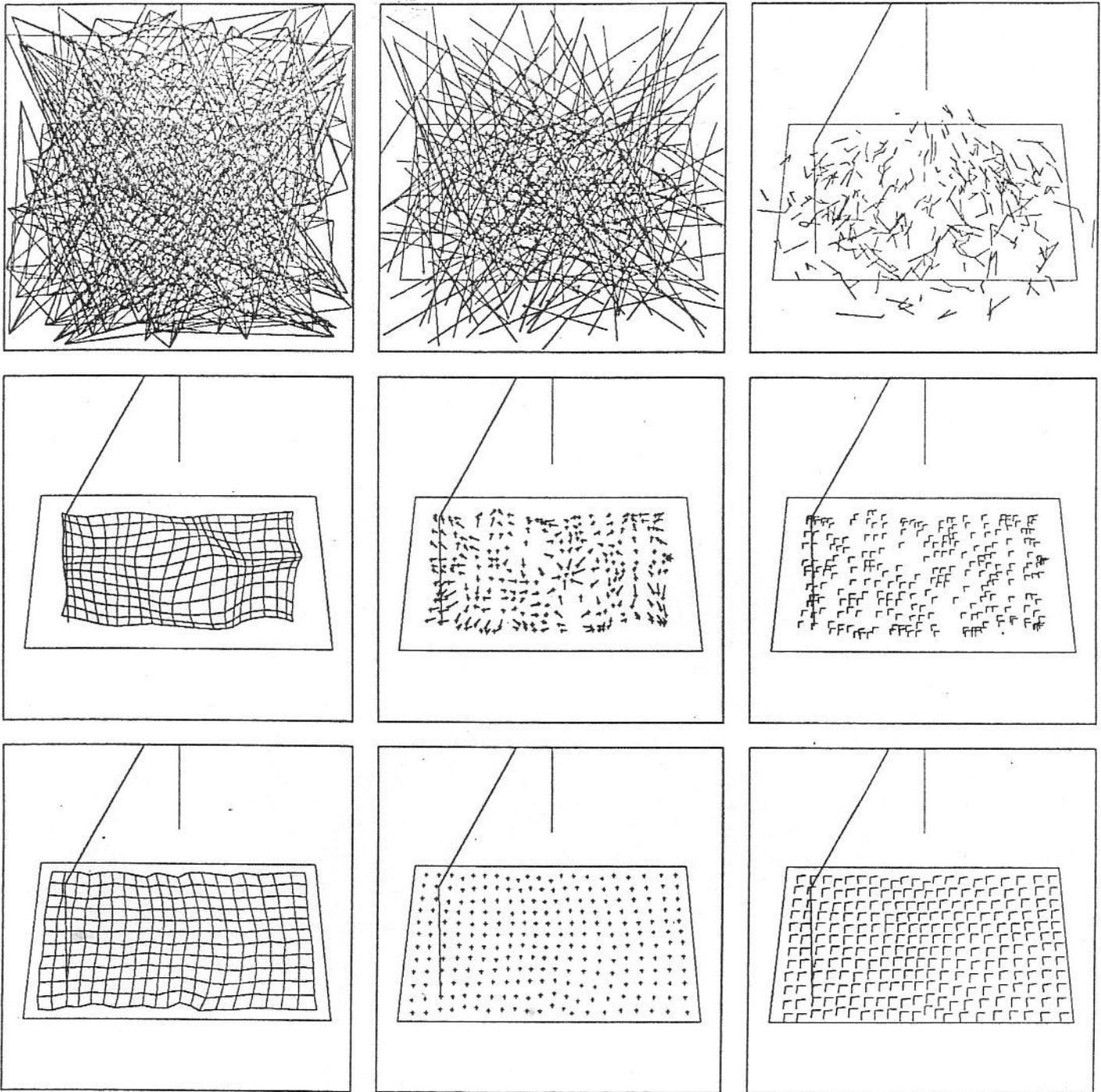


Bild 5. Die Reihe von Bildern zeigt, wie der Roboter nach und nach die korrekte Platzierung seiner „Hand“ lernt. Jedes Bild zeigt Roboterarm und Arbeitsfläche (durch Linien nur schematisch wiedergegeben) aus der Sicht von Kamera 2. Die linke Spalte veranschaulicht, wie sich die Zuständigkeiten der Neuronen für die Punkte des Kameragesichtsfelds allmählich regelmäßig anordnen (Oben: Anfangszustand, Mitte: nach 4000 Lernschritten, Unten: am Ende der Simulation). Dazu wurde jedes Neuron des Netzes ins Zentrum seiner „Zuständigkeitsparzelle“ gezeichnet und mit seinen Gitternachbarn durch Linien verbunden. Die mittlere Spalte zeigt die erreichte Platziergenauigkeit, wenn als Zielorte die Parzellenmitten gewählt werden. Der tatsächlich erreichte Ort ist durch ein Kreuzsymbol und die Abweichung vom Vorgabeort durch eine Linie dargestellt. Zu Beginn sind die Fehler sehr groß (lange Linien, oberstes Bild), am Ende dagegen nicht mehr erkennbar (unterstes Bild). Die rechte Spalte zeigt den Lernfortschritt des Roboters anhand der Fähigkeit, „L“-förmige Testfiguren auf die Tischebene zu zeichnen

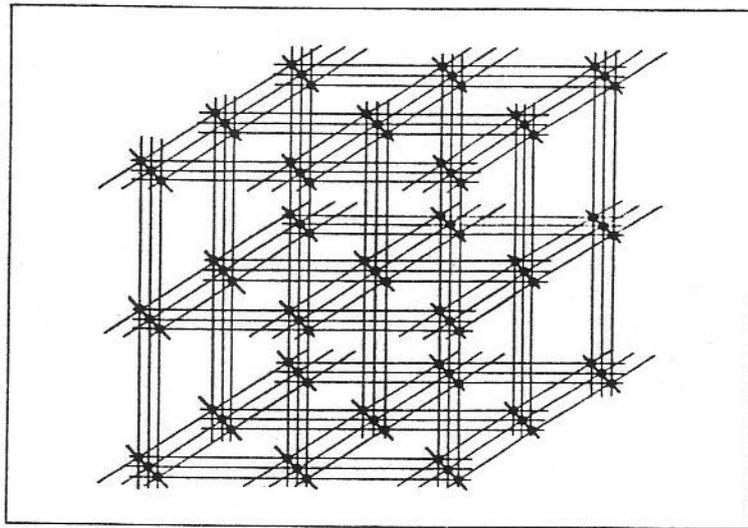


Abb. 15 Ein vierdimensionaler Würfel. Jede Kante wird von drei Punkten markiert, die durch einen Draht verbunden sind.

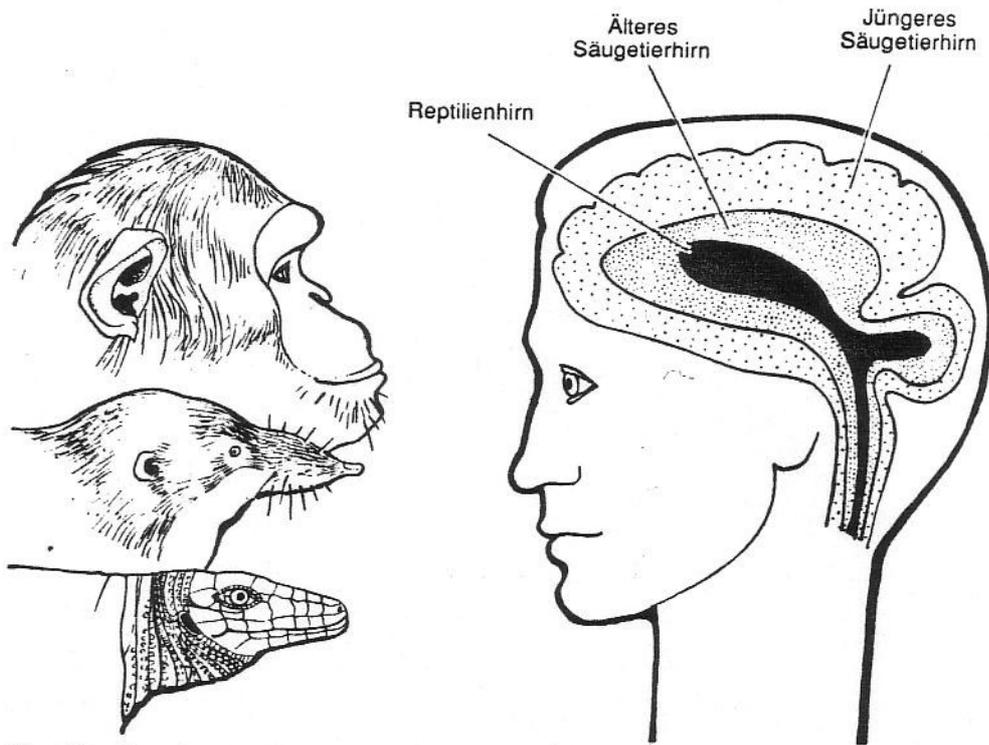


Abb. 19. Das Dreifachhirn nach McLean (1970).

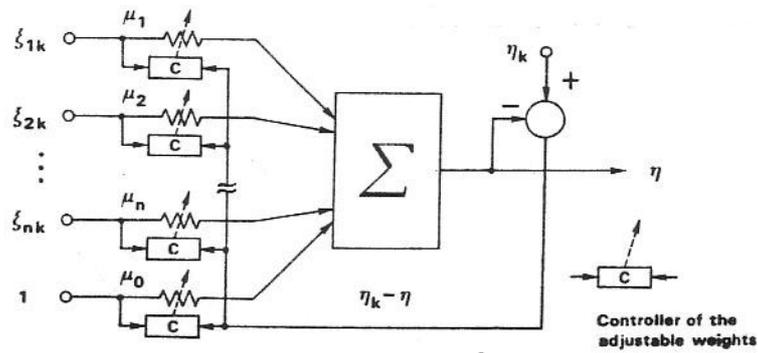


Fig. 3.1. The Adaline

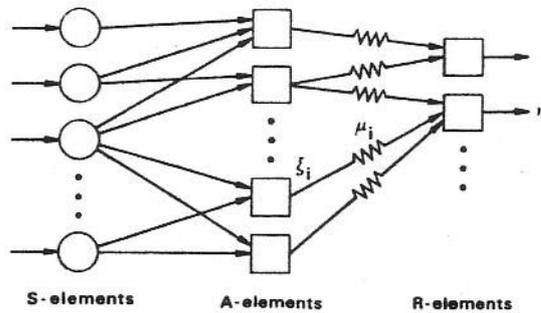


Fig. 3.2. The Perceptron (control of adjustable weights is not shown)

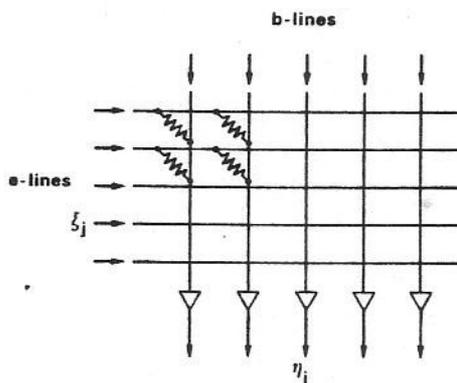


Fig. 3.3. The Learning Matrix (only four of the cross-connections are shown)