

Vorwort

Der Einsatz Neuronaler Netze hat sich in vielen Bereichen bewährt, z.B. bei der Optimierung der Walzkräfte in einem Warmbreitband-Walzwerk, bei der Vorhersage der Oktanzahl einer Benzinmischung, bei Aktienkursprognosen, bei der Prüfung der Kreditwürdigkeit von Bankkunden oder bei der Vorhersage der Sekundärstruktur von Proteinen aus ihrer Primärstruktur. Neben den sich selbst organisierenden Merkmalskarten (SOM, Self-Organizing Map), nach ihrem Erfinder Teuvo Kohonen auch Kohonen-Netze genannt, werden in der Praxis hauptsächlich Backpropagation-Netzwerke (Multilayer Perceptron) eingesetzt. Darüber hinaus ist das Hopfield-Netz von Interesse.

Kapitel 1 behandelt die neurophysiologischen Grundlagen Neuronaler Netze, Kapitel 2 die Selbstorganisierenden Karten und Kapitel 3 die Backpropagation-Netzwerke. Im Kapitel 4 wird auf das Hopfield-Netz eingegangen. Das Kapitel 5 zeigt die Anwendung der Evolutionsstrategie auf ein Multilayer Perceptron und im Kapitel 6 werden einige neurophysiologische Modelle vorgestellt. Eine Zusammenfassung von Übungsblättern mit den dazugehörigen Lösungen runden im Kapitel 7 den Lehrstoff ab.

Das Anliegen des vorliegenden Buches ist die kompakte Darstellung der Grundlagen Selbstorganisierender Karten, von Backpropagation-Netzwerken und von Hopfield-Netzen sowie deren Erläuterung an Hand von Beispielen. Alle Beispiele sind unter Verwendung von Quellcode (Programmiersprache Pascal) so dargestellt, dass sie ohne großen Aufwand in ein Programm umgesetzt werden können. Das Buch eignet sich besonders für Leser, die sich einen Überblick zum Thema Neuronale Netzwerke verschaffen und die Modelle selbst auf einem Rechner implementieren wollen. Die Beispiele sind so gewählt, dass sich dem Leser die vielseitigen Anwendungsmöglichkeiten der Neuronalen Netze erschließen. Für die Multiplikation wird das Zeichen '*' verwendet und für das Komma in Zahlendarstellungen der Dezimalpunkt.

Dieses Lehrbuch ist aus einem Manuskript entstanden, das vom Autor an der Fakultät für Informatik der Hochschule Mannheim für die Vorlesung Neuronale Netzwerke angefertigt wurde.

Inhaltsverzeichnis

1 Einführung in die neurophysiologischen Grundlagen	1
2 Selbstorganisierende Karten	8
2.1 Geometrisches Beispiel	10
2.2 Von der Peano-Kurve zum Problem des Handlungsreisenden	21
2.3 Data Mining	26
2.4 Starre Selbstorganisierende Karten	31
2.5 Sensorisch-Motorische Karten	43
3 Backpropagation-Netzwerke	58
3.1 Der Lernvorgang im Neuronalen Netz	64
3.2 Der Lernvorgang beim Backpropagation-Netz	70
3.3 Interpolation	77
3.4 Mustererkennung	85
3.5 Silbentrennung	94
3.6 Kreditwürdigkeitsprüfung	103
4 Hopfield-Netz	113
4.1 Mustererkennung	125
5 Evolutionsstrategie	135
5.1 Multilayer Perceptron und Evolutionsstrategie	140
6 Neurophysiologische Modelle	150
6.1 Der auditive Kortex der Fledermaus	150
6.2 Vergangenheitsformen regelmäßiger/unregelmäßiger Verben	156
6.3 Die Somatotopische Abbildung	172
7 Übungen	188
7.1 Übungsblätter	188
7.2 Lösungen	195
8 Literaturverzeichnis	211
9 Verzeichnis der Bilder und Tabellen	212
10 Stichwortverzeichnis	216

1 Einführung in die neurophysiologischen Grundlagen

Die Grundlage der menschlichen "Informationsverarbeitung" sind ca. 10^{11} (5 bis 100 μm große) Nervenzellen der Großhirnrinde, die so genannten Neuronen. Das Bild 1.1 zeigt den prinzipiellen Aufbau eines Neurons.

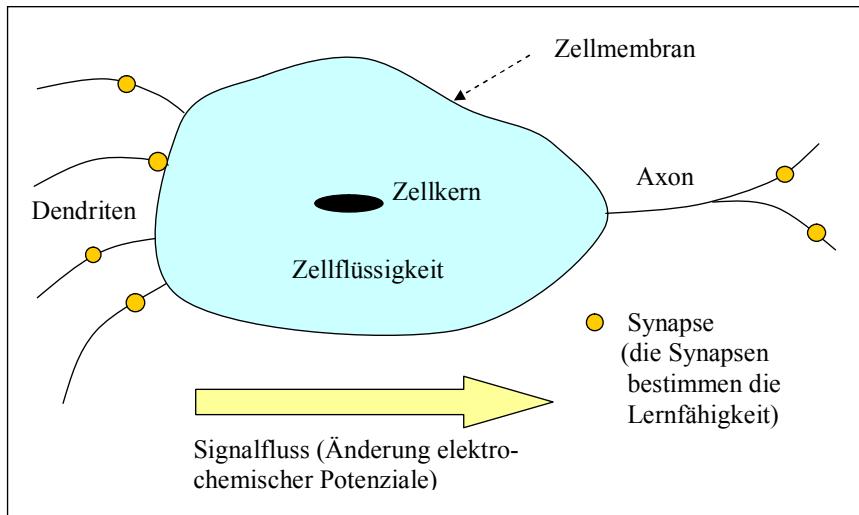


Bild 1.1 Neuron

Ein Neuron besteht aus der Zellmembran, dem Zellkern, der Zellflüssigkeit, den Dendriten (den Eingangsleitungen) mit Synapsen und dem Axon (der Ausgangsleitung). Die an den Dendriten an kommenden Nervenreize, elektrochemisch erzeugte Potenzialunterschiede, werden von den Synapsen verstärkt oder abgeschwächt und an den Zellkörper weitergeleitet. An der Zellmembran steigt das Potenzial (das Membranpotenzial) an. Nach Überschreitung eines bestimmten Wertes "feuert" das Neuron, d.h. das so genannte Aktionspotenzial wird über das Axon an bis zu 10^4 weitere Neuronen weitergeleitet (10^{11} Neuronen * 10^4 Verbindungen/Neuron = 10^{15} Verbindungen). Schematisch lässt sich ein Neuron wie im Bild 1.2 darstellen.

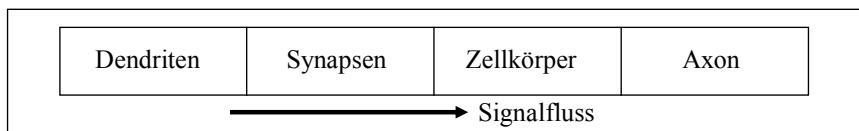


Bild 1.2 Schematische Darstellung eines Neurons

Von wesentlicher Bedeutung sind die Synapsen. Sie bestimmen letztendlich die Lernfähigkeit eines Menschen. Das Bild 1.3 zeigt den prinzipiellen Aufbau.

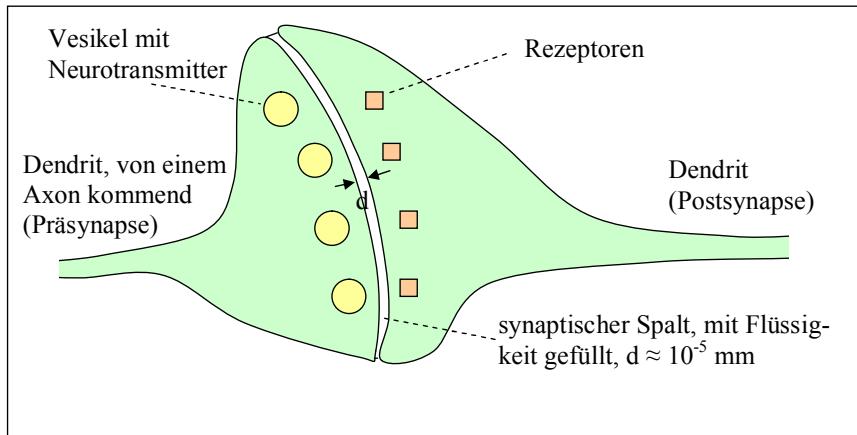


Bild 1.3 Aufbau einer Synapse

Nach dem Potenzialanstieg am Axon eines vorgeschalteten Neurons bzw. an der Präsynapse wird Neurotransmitter in den synaptischen Spalt ausgeschüttet. Die Rezeptoren reagieren mit einer Potenzialänderung an der Postsynapse. Die Menge des ausgeschütteten Neurotransmitters, die Art des Neurotransmitters (*Glutamat verstärkt, Glyzin hemmt das anstehende Potenzial, Alkohol verändert vorübergehend den Neurotransmitter*), die Anzahl der Rezeptoren und die Größe der Synapse beeinflussen die Potenzialänderung an der Postsynapse. Der Lernprozess führt zu Veränderungen in der Synapse. Die Synapsen kann man als "Speichereinheit" eines Neurons, als den Wissensspeicher, bezeichnen.

Mit Hilfe des Membranpotenzials, der Potenzialdifferenz zwischen der Zellmembran und der Umgebung der Nervenzelle, lässt sich die Signalübertragung im Neuron verdeutlichen (siehe Bild 1.4). Die über die Dendriten einlaufenden Potenziale werden an der Zellmembran aufsummiert. Nach Erreichen des Schwellwerts feuert das Neuron, d.h. das Membranpotenzial steigt auf seinen Maximalwert an und hält diesen Wert für ca. 1 ms (Aktionspotenzial). Ein Neuron kann als einfacher "Prozessor" betrachtet werden, der zwischen "0" und "1" hin und her schaltet (die Rechenleistung eines Neurons). Die Leistungsfähigkeit des Gehirns ergibt sich durch Vernetzung vieler Neuronen zu einem Neuronalen Netzwerk (siehe Bild 1.5).

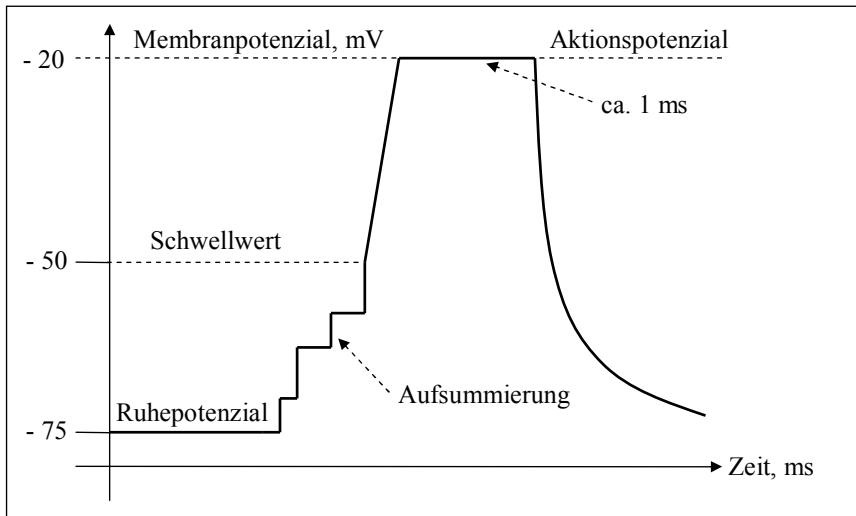


Bild 1.4 Signalübertragung im Neuron

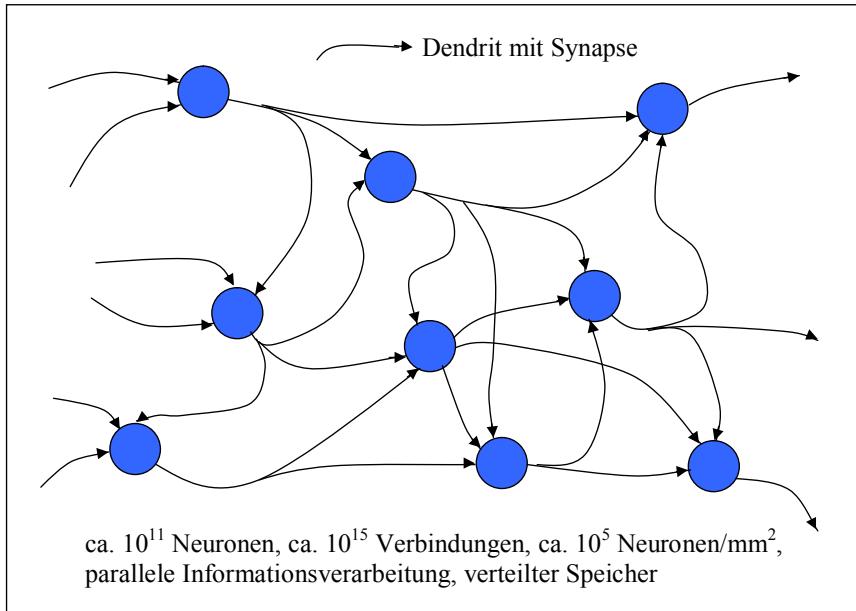


Bild 1.5 Neuronales Netzwerk

Ausgehend vom Bild 1.1 bzw. 1.2 ergibt sich gemäß Bild 1.6 die schematische Darstellung eines künstlichen Neurons und im Bild 1.7 die Signalübertragung im künstlichen Neuron. **Im weiteren Text bezeichnet der Begriff Neuron immer ein künstliches Neuron.**

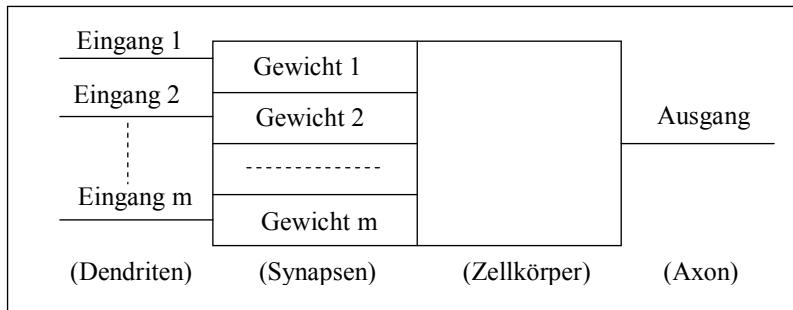


Bild 1.6 Das künstliche Neuron

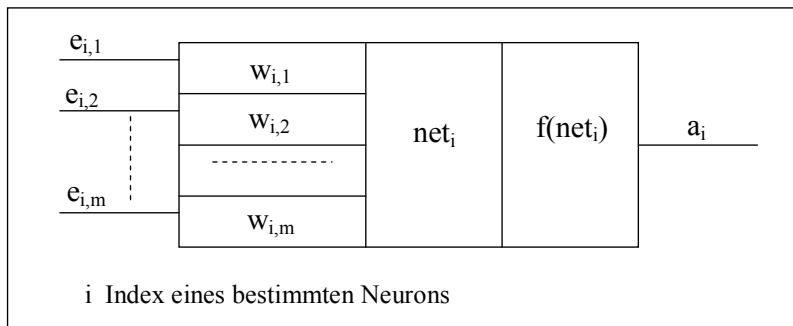


Bild 1.7 Signalübertragung im künstlichen Neuron

Den Synapsen entsprechen die Gewichte (reelle Zahlen, positive Werte für verstärkende Synapsen und negative für hemmende). Aus den Eingangssignalen $e_{i,j}$ mit $j = 1, 2, \dots, m$ (beim biologischen Neuron die Potenziale vor den Synapsen) und den Gewichten $w_{i,j}$ mit $j = 1, 2, \dots, m$ (beim biologischen Neuron der Einfluss der Synapsen) wird durch Multiplikation und Summation das effektive Eingangssignal bzw. der so genannte Netto-Input net_i (beim biologischen Neuron die aufsummierten postsynaptischen Potenziale) berechnet.

$$net_i = \sum_{j=1}^m (w_{ij} * e_{ij}) = w_i e_i \quad (\text{Index } i \text{ über alle Neuronen}) \quad (1.1)$$

Mit Hilfe der Ausgangsfunktion $f(\text{net}_i)$ wird aus dem Netto-Input der Wert des Ausgangssignals a_i (beim biologischen Neuron das Potenzial am Axon) bestimmt. Die einfachste Ausgangsfunktion stellt die McCulloch-Pitts-Funktion gemäß dem Bild 1.8 dar. Sie kommt dem natürlichen Vorbild sehr nahe. Man verwendet sie z.B. beim Perceptron oder beim Hopfield-Netz. Beim Backpropagation-Netzwerk wird normalerweise die stetige und differenzierbare Fermi-Funktion $\sigma(\text{net})$ eingesetzt (siehe Bild 1.9).

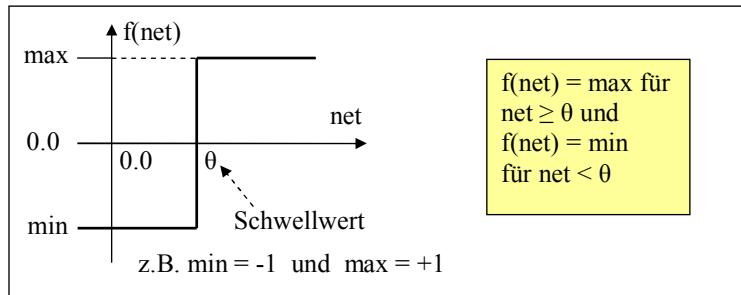


Bild 1.8 McCulloch-Pitts-Funktion

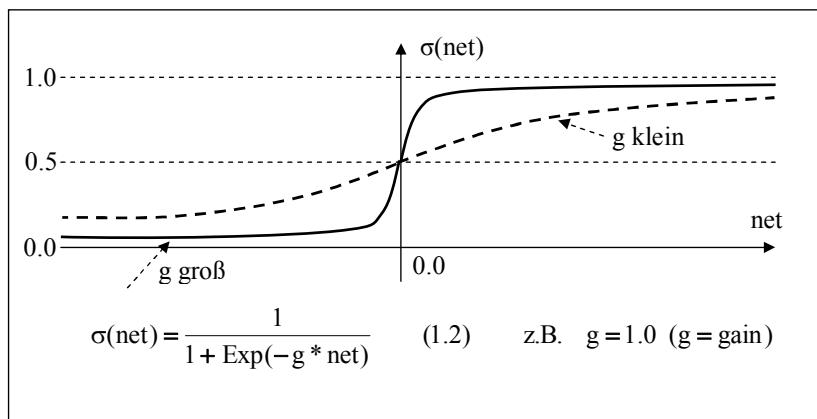


Bild 1.9 Fermi-Funktion

Für die Ableitung der Lernregeln für ein Backpropagation-Netzwerk im Kapitel 3 ist folgende aus der Gleichung (1.2) durch Differenzieren ableitbare Beziehung wichtig.

$$\frac{d\sigma(\text{net})}{d(\text{net})} = g * \sigma(\text{net}) * (1 - \sigma(\text{net})) \quad (1.3)$$

Zur Beschleunigung des Lernvorgangs eines Backpropagation-Netzes führt man einen zusätzlichen Eingang mit dem Signal 1 und dem Bias θ_i ein (Bias, aus dem Englischen, Gittervorspannung, Bild 1.10). Dadurch wird der Netto-Input um den Term $1 * \theta_i = \theta_i$ erweitert. Statt der Gleichung (1.2) gilt die Gleichung (1.4).

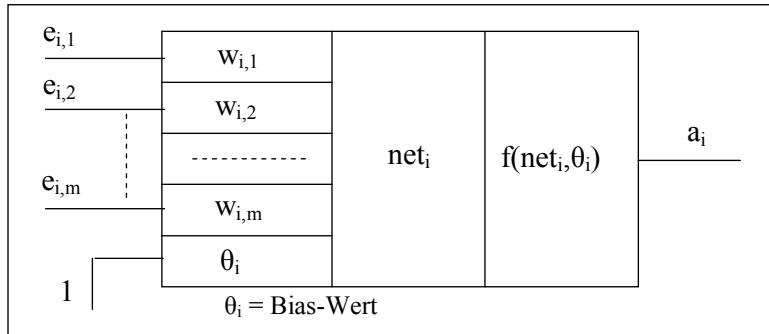


Bild 1.10 Bias

$$\sigma(net_i, \theta_i) = \frac{1}{1 + \text{Exp}(-g * (net_i + \theta_i))} \quad (1.4)$$

Der Bias-Wert wirkt für die Fermi-Funktion (siehe Bild 1.11) wie ein Schwellwert. Seine Einführung hat den Vorteil, dass pro Neuron ein weiterer "Gewichtswert" vorhanden ist, wobei das Eingangssignal 1 nicht von vorgesetzten Neuronen beeinflusst wird.

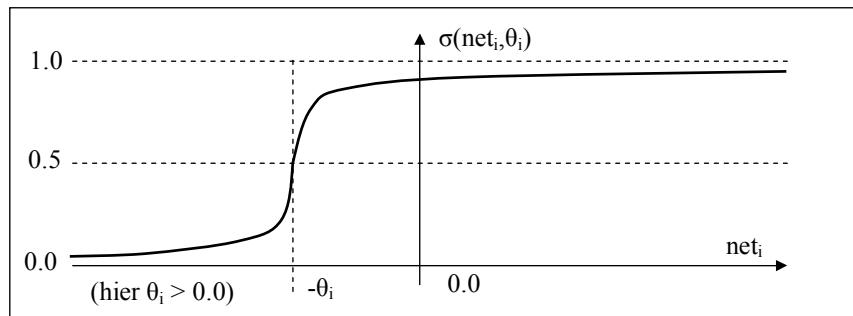


Bild 1.11 Fermi-Funktion mit Bias

Aus der Zusammenschaltung vieler Neuronen entsteht ein (künstliches) Neuronales Netz. Das Bild 1.12 zeigt ein Beispiel.

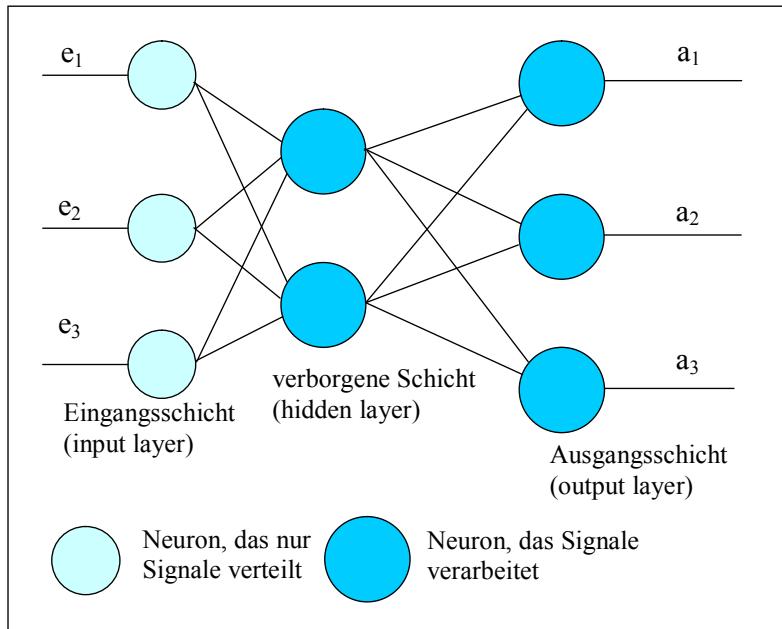


Bild 1.12 Künstliches Neuronales Netz

2 Selbstorganisierende Karten

Zum Thema Selbstorganisierende Karten gilt das Buch **Self-Organizing Maps** von **Teuvo Kohonen** ([KOHONEN]) als Standardwerk, ein hervorragendes Buch, das alle Facetten des Themas ausführlich beleuchtet (Mathematical Preliminaries, Neural Modeling, The Basic SOM, Physiological Interpretation of SOM, Variants of SOM, Learning Vector Quantization, Applications, Software Tools for SOM, Hardware for SOM, An Overview of SOM Literature).

Das biologische Vorbild der Kohonen-Netze sind Teilbereiche der Großhirnrinde wie z.B. der visuelle Kortex (visuelle Wahrnehmung), der motorische Kortex (Bewegungssteuerung) und der somatosensorische Kortex (Tastsinn). Jeder Kortex arbeitet “Topologie-erhaltend“. Beim somatosensorischen Kortex werden von der Körperoberfläche einlaufende benachbarte Tastsinnreize (z.B. die von Zeigefinger und Mittelfinger) von benachbarten Neuronen der Großhirnrinde verarbeitet. Ein Bereich mit vielen Tastrezeptoren an der Körperoberfläche bildet sich auf einen Bereich der Großhirnrinde mit vielen Neuronen ab.

Das Gehirn lernt diese Zuordnung durch einen Prozess, der sich selbst organisiert, durch den Prozess der Selbstorganisation. Nach Abschluss des Lernvorgangs haben sich die topologischen Beziehungen zwischen den Tastsinnreizen (den Sensorsignalen bzw. Eingangssignalen) auf den somatosensorischen Kortex abgebildet. Ein Kohonen-Netz verallgemeinert diese Vorgänge und macht nach Abschluss des Lernvorgangs die topologischen Beziehungen sichtbar.

Für den Prozess der Selbstorganisation mit “Topologie-Erhaltung“ hat Teuvo Kohonen ein Modell, das Kohonen-Modell, und einen Lernalgorithmus, den Kohonen-Algorithmus, formuliert. Das Bild 2.1 zeigt das neurophysiologische Prinzipschaltbild eines Kohonen-Netzes. Ein einlaufendes Sensorsignal (ein Tastsinnreiz beim somatosensorischen Kortex) wird auf alle Neuronen verteilt. Zur Vereinfachung ist nur die Eingangsleitung eines Sensorsignals dargestellt. Jede Verzweigung einer Eingangsleitung zu einem Neuron enthält eine **Eingangssynapse**. Die Wechselwirkung zwischen den Neuronen erfolgt über die **Verbindungssynapsen**. Nach Abschluss des Lernvorgangs reagieren die Eingangssynapsen selektiv, d.h. auf einen bestimmten Tastsinnreiz reagiert nur noch ein Neuron oder wenige Neuronen. Im Kohonen-Modell bilden die Eingangssynapsen die Gewichte des Kohonen-Netzes. Die Verbindungssynapsen werden mit Hilfe der **Nachbarschaftsfunktion** in das Modell integriert (siehe z.B. Kapitel 2.1).