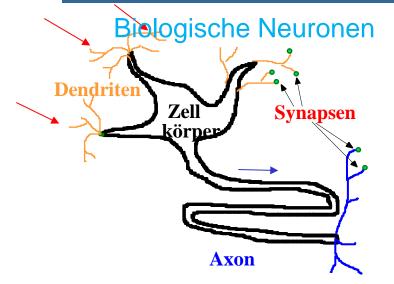


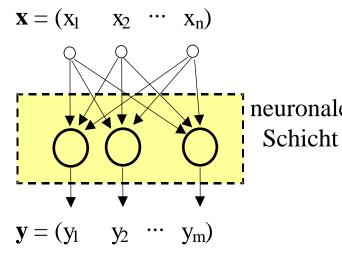
Single-Layer-Netze: Assoziativspeicher und Delta-Regel

Praktikum Adaptive Systeme

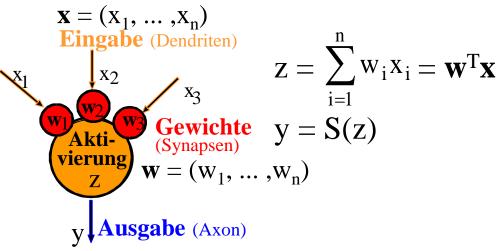


Was sind Neuronale Netze?





Abstrakte Neuronen



Formale Neuronen

z.B. Lineare Schicht = Matrixmultiplikation

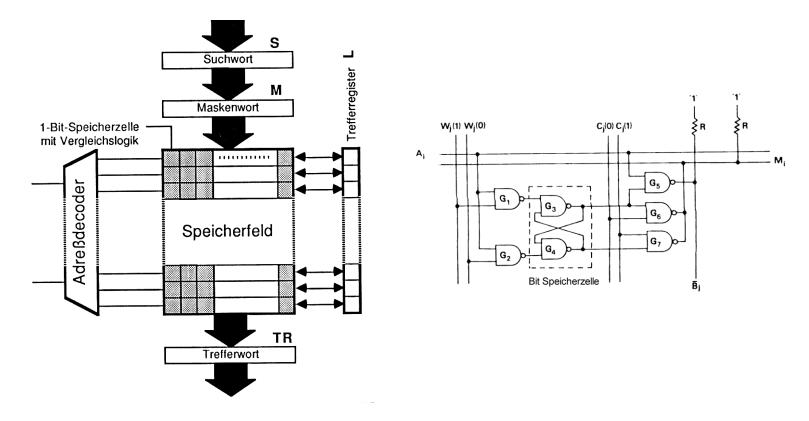
neuronale
$$\mathbf{y} = (\sum_{i} \mathbf{w}_{1i} \mathbf{x}_{i}, \dots, \sum_{i} \mathbf{w}_{mi} \mathbf{x}_{i})^{T}$$

Schicht $= \mathbf{W} \cdot \mathbf{x}$

Lernziel: Gewichte W ermitteln



Konventionelle Assoziativspeicher

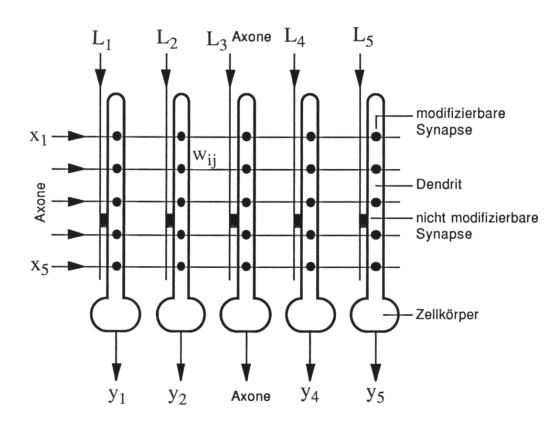


Eingabe: Suchwort, Ausgabe: Treffer in Daten (auch mehrere!)

Problem: Teile des Suchworts unbekannt oder falsch (unbekannte Maske)



Neuro-Modell des Assoziativspeichers



Spalte *i* der Synapsengewichte = \mathbf{w}_i (Alle Spalten \mathbf{w}_i) = Matrix \mathbf{W}

Funktion:

Jede Komp.ist lin. Summe

$$z = Wx$$

Nichtlin. Ausgabe:

$$y_i = S_B(z_i) = \begin{cases} 1 & z > \theta \\ 0 & z \le \theta \end{cases}$$



Lernen: Hebbsche Regel

Beobachtung des Physiologen Hebb (1949):

"Wenn ein Axon der Zelle A nahe genug ist, um eine Zelle B zu erregen und wiederholt oder dauerhaft sich am Feuern beteiligt, geschieht ein Wachstumsprozess oder metabolische Änderung in einer oder beiden Zellen dergestalt, dass A's Effizienz, als eine der auf B feuernden Zellen, anwächst."

Also:
$$w_{AB}(t) - w_{AB}(t-1) =: \Delta w \sim x_A y_B$$

oder
$$\mathbf{w}_{i}(t) = \mathbf{w}_{i}(t-1) + \gamma_{i}(t) \mathbf{y}_{i}\mathbf{x}$$

Iterative Hebb'sche Lernregel

$$\mathbf{W}(t) = \mathbf{W}(t-1) + \gamma(t) \mathbf{y} \mathbf{x}^{\mathrm{T}}$$



Lernen im Assoziativspeicher

Speichern der Muster L mit Schlüssel x

$$\mathbf{w}_{ij} = \sum_{k} \Delta \mathbf{w}_{ij} = \sum_{k} \gamma_k \mathbf{L}_{i}^k \mathbf{x}_{j}^k \qquad \qquad \mathbf{w}_{ij}(0) \coloneqq 0$$

Abrufen der Muster L mittels Schlüssel x^r

$$\mathbf{y} = \mathbf{W} \mathbf{x}^{r} = \mathbf{z} = \gamma_{r} \mathbf{L}^{r} (\mathbf{x}^{r})^{T} \mathbf{x}^{r} + \sum_{k \neq r} \gamma_{k} \mathbf{L}^{k} (\mathbf{x}^{k})^{T} \mathbf{x}^{r}$$

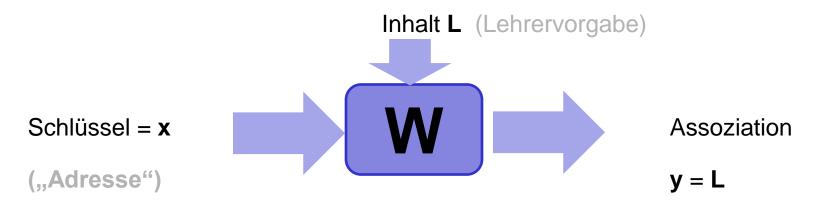
assoziierte Antwort + Übersprechen von anderen Mustern

Orthogonale Muster **x**: Übersprechen = 0, exakte Reproduktion. Nichtorthogonale Muster: Schwellwerte nötig zum Unterdrücken.

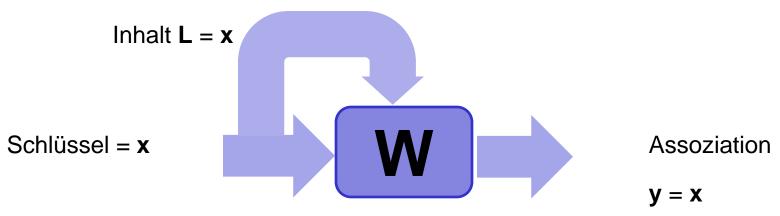
Speicherarten



<u>Heteroassoziativer Speicher</u>



Autoassoziativer Speicher





Autoassoziative Ergänzung

Setze L(x) = x, lerne alle Muster (symm. Matrix).

Beispiel: Buchstaben, kodiert mit 0 und 1



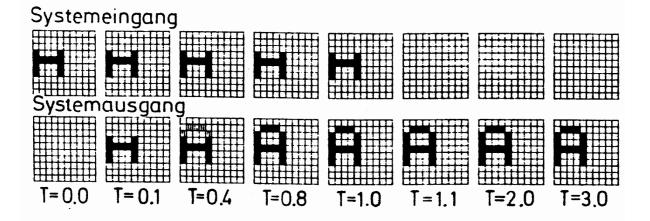
- 8 -



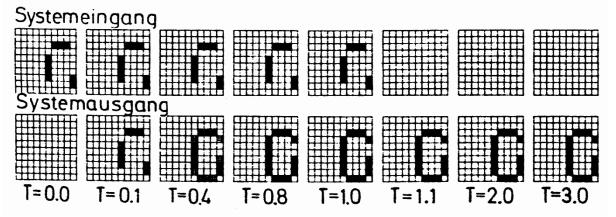
Autoassoziative Ergänzung

Gebe Teilmuster von x ein \Rightarrow erhalte Gesamtmuster x





C





Lernen mit Zielfunktionen

Lernziel: minimaler quadratischer Fehler

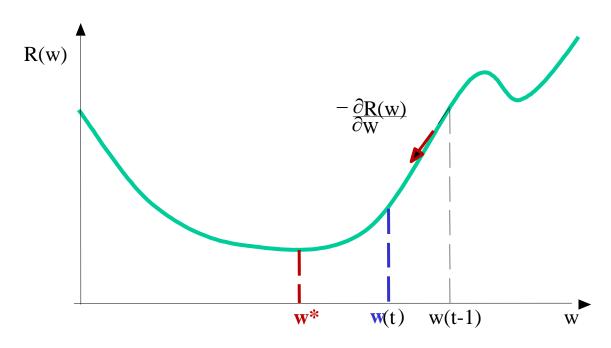
Zielfunktion $R(\mathbf{w}) = \langle (y - L)^2 \rangle = min$ mit $y = \mathbf{w}^T \mathbf{x}$, \mathbf{L} = Lehrervorgabe wird erreicht durch schrittweise Approximation zum besten Wert \mathbf{w}^* .





Lernen durch Iteration

Gradientenabstieg



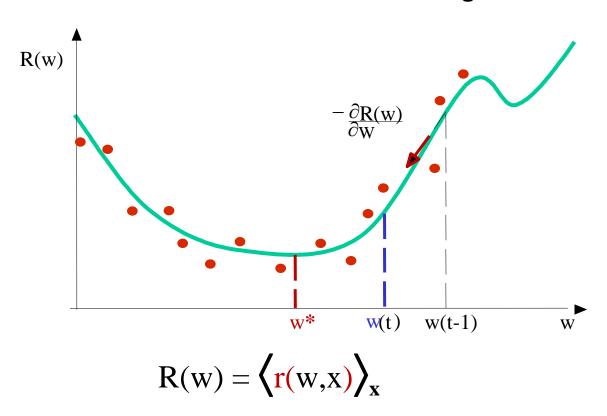
$$\Delta \mathbf{w} := (\mathbf{w}(t-1) - \mathbf{w}(t)) \sim -\frac{\partial}{\partial w} R(\mathbf{w}(t-1))$$
$$\mathbf{w}(t) = \mathbf{w}(t-1) - \gamma(t) \frac{\partial}{\partial w} R(\mathbf{w}(t-1))$$

Rüdiger Brause - 11 -



Lernen durch Iteration

Problem: stochastischer Gradientenabstieg



Zielfunktion abhängig von stochastischer Beobachtung x(t)!

Rüdiger Brause - 12 -





Lernen mit Zielfunktion $R(w) = \langle r(w,x) \rangle_x$

$$\mathbf{w}(t) = \mathbf{w}(t-1) - \gamma(t) \nabla_{\mathbf{w}} \mathbf{R}(\mathbf{w}(t-1))$$

$$\mathbf{w}(t) = \mathbf{w}(t-1) - \gamma(t) \nabla_{\mathbf{w}} \langle \mathbf{r}(\mathbf{w}, \mathbf{x}) \rangle_{\mathbf{x}}$$

wird ersetzt durch

Lernen mit stochast. Zielfunktion r(w,x)

$$\mathbf{W}(t) = \mathbf{W}(t-1) - \gamma(t) \nabla_{\mathbf{w}} \mathbf{r}(\mathbf{W}(t-1), \mathbf{X}(t))$$
 stochastisches Lernen

Rüdiger Brause - 13 -



Lernen mit Zielfunktionen

Lernziel: minimaler quadratischer Fehler

Zielfunktion $R(\mathbf{w}) = \langle (y - L)^2 \rangle = min$ mit $y = \mathbf{w}^T \mathbf{x}$, \mathbf{L} = Lehrervorgabe wird erreicht durch schrittweise Approximation zum besten Wert \mathbf{w}^* .

$$\mathbf{w}(t) = \mathbf{w}(t-1) - \gamma(t) \nabla_{\mathbf{w}} \mathbf{r}(\mathbf{w}(t-1), \mathbf{x}(t))$$

$$= \mathbf{w}(t-1) - \gamma(t) \frac{\partial}{\partial w} (y - L)^{2}$$

$$= \mathbf{w}(t-1) - \gamma(t) 2(y-L) \mathbf{x}$$

$$\delta := (y-L)$$

$$\mathbf{w}(t) = \mathbf{w}(t-1) - \alpha(t) \delta \mathbf{x}$$

stochast. Approximation

Delta-Regel



Fragen?