

Intelligente Systeme

Neuronale Netze

Prof. Dr. R. Kruse C. Braune C. Doell

{kruse,cbraune,doell}@iws.cs.uni-magdeburg.de

Institut für Wissens- und Sprachverarbeitung

Fakultät für Informatik

Otto-von-Guericke Universität Magdeburg

Übersicht

1. Einleitung

Natürliche (biologische) Neuronen
Konventionelle Rechner vs. Gehirn
Künstliche Neuronale Netze

2. Schwellenwert-Elemente

3. Mehrschichtige Perzeptrons

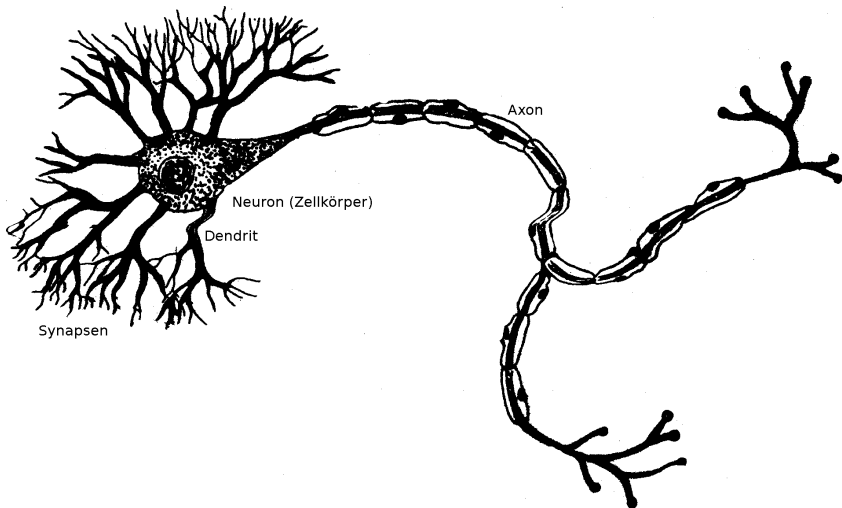
Neuronale Netze

Bisher „Intelligente Systeme von oben“:
Modellierung eines intelligenten Agenten durch algorithmische
Realisierung bestimmter Aspekte rationalen Handelns

Jetzt „Intelligente Systeme von unten“:
Grobe Nachbildung der Struktur und der
Verarbeitungsmechanismen des Gehirns

Viele Prozessoren (Neuronen) und Verbindungen (Synapsen), die
parallel und lokal Informationen verarbeiten

Natürliche (biologische) Neuronen



Konventionelle Rechner vs. Gehirn

	Computer	Gehirn
Verarbeitungseinheiten	CPU (Intel i7), $2.3 \cdot 10^9$ Transistoren nVidia GK110 (GPU, 2013) $7.1 \cdot 10^9$ Transistoren	10^{11} Neuronen
Speicherkapazität	$32 \cdot 10^9$ Bytes RAM, $2 \cdot 10^{12}$ Bytes Festspeicher	10^{11} Neuronen, 10^{14} Synapsen
Verarbeitungsgeschwindigkeit	10^{-8} s	10^{-3} s
Bandbreite	$3.4 \cdot 10^{10}$ bits/s	10^{14} bits/s
Neuronale Updates pro Sekunde	10^5	10^{14}

Neu 2014: IBM TrueNorth $5.4 \cdot 10^9$ Transistoren simulieren 10^6 Neuronen und $256 \cdot 10^6$ Synapsen.

Konventionelle Rechner vs. Gehirn

Beachte: Hirnschaltzeit von 10^{-3} s recht langsam

Aber: Updates erfolgen parallel

Dagegen: serielle Simulation auf Rechner mehrere 100 Zyklen für ein Update

Vorteile neuronaler Netze:

- Hohe Verarbeitungsgeschwindigkeit durch massive Parallelität
- Funktionstüchtigkeit selbst bei Ausfall von Teilen des Netzes (Fehlertoleranz)
- Langsamer Funktionsausfall bei fortschreitenden Ausfällen von Neuronen (*graceful degradation*)
- Gut geeignet für induktives Lernen

Daher sinnvoll, Vorteile natürlicher NN künstlich nachzuahmen

Übersicht

1. Einleitung

2. Schwellenwert-Elemente

Perzeptron

Geometrische Interpretation

Biimplikationsproblem

Lernverfahren

Gradientenabstiegsverfahren

Delta-Regel

3. Mehrschichtige Perzeptrons

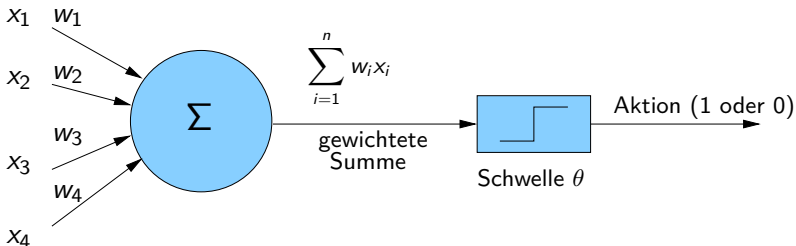
Perzeptron

Implementierung eines S-R-Agenten: verschiedene Möglichkeiten

S-R-Agent repräsentiert eine Funktion

Im Folgenden werden Perzeptren auch engl. *threshold logic unit (TLU)* genannt

Ein Perzeptron



Formale Definition:

$$f(x_1, \dots, x_n) = \begin{cases} 1 & \text{falls } \sum_{i=1}^n w_i x_i \geq \theta, \\ 0 & \text{sonst.} \end{cases}$$

$$\mathbf{x} \stackrel{\text{def}}{=} (x_1, \dots, x_n)$$

Perzeptron: Vereinfachte Schreibweise

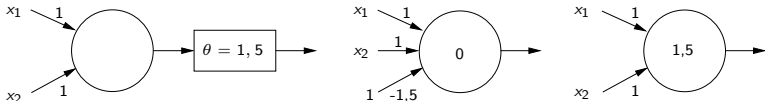
Seien $x_{n+1} \stackrel{\text{def}}{=} 1$ und $w_{n+1} \stackrel{\text{def}}{=} -\theta$

So sind $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n, 1)$ und $\mathbf{w} = (w_1, \dots, w_n, -\theta)$

Vereinfachte Schreibweise:

$$f(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1 & \text{falls } \mathbf{w} \cdot \mathbf{x} \geq 0, \\ 0 & \text{sonst.} \end{cases}$$

Beispiele äquivalenter Darstellungen:



Geometrische Interpretation

Gewichtsvektor $\mathbf{w} = (w_1, \dots, w_n)$

Schwellenwert θ

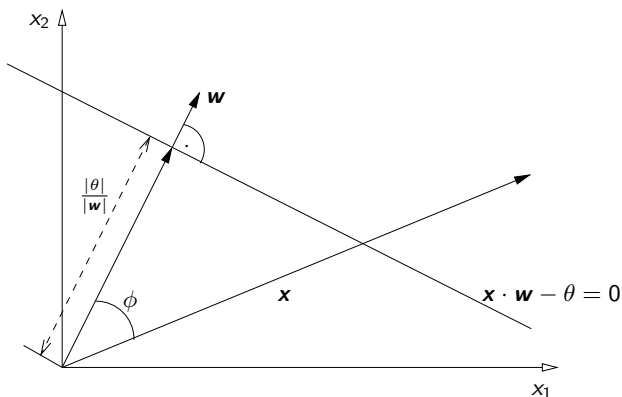
Eingabevektor $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n)$

Ausgabewert

$$f(x_1, \dots, x_n) = \begin{cases} 1 & \text{falls } \sum_{i=1}^n w_i x_i \geq \theta, \\ 0 & \text{sonst.} \end{cases}$$

Trennende Hyperebene $\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} - \theta = 0$

Geometrische Interpretation



θ ist negativ, falls Ursprung auf Ebenenseite, in die w zeigt

Ansonsten ist θ positiv

$w \cdot x - \theta > 0$, falls x auf Ebenenseite, in deren Richtung w zeigt

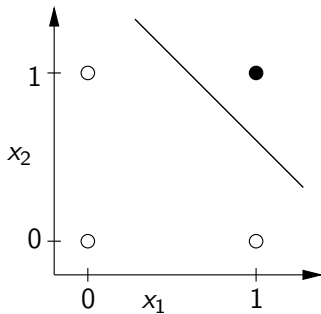
Geometrische Interpretation

Perzeptron repräsentiert eine linear separable Funktion

Logisches AND ist linear separabel

Somit durch Perzeptron darstellbar

x_1	x_2	$x_1 \wedge x_2$
0	0	0
1	0	0
0	1	0
1	1	1

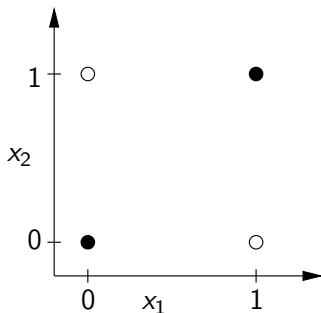


Biimplikationsproblem

Biimplikation (Äquivalenz) ist nicht linear separabel

Also existiert kein Perzeptron dafür

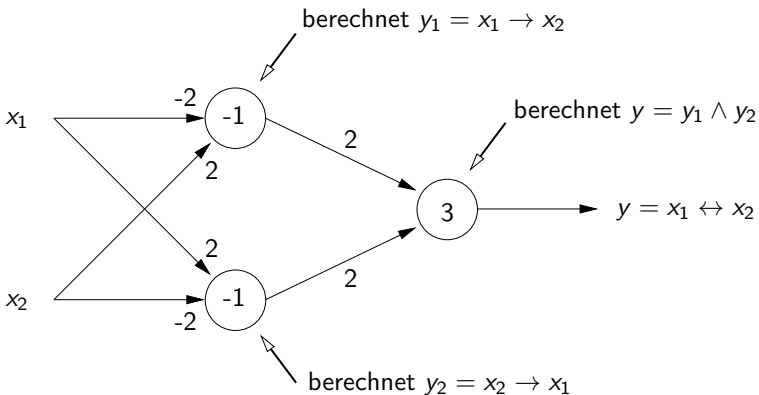
x_1	x_2	$x_1 \leftrightarrow x_2$
0	0	1
1	0	0
0	1	0
1	1	1



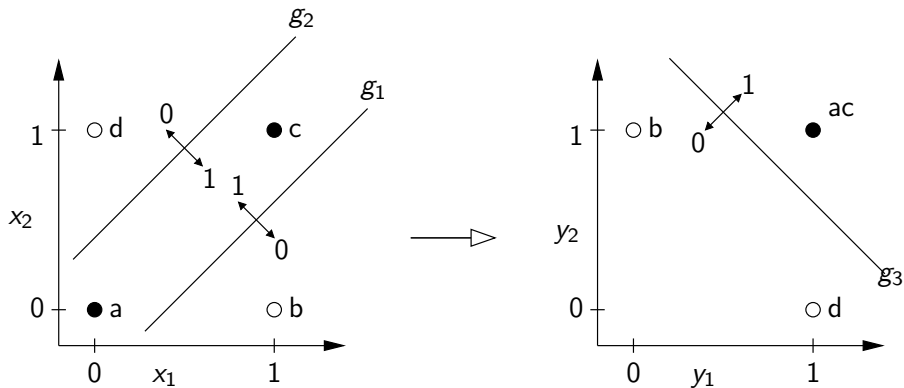
Es gibt keine Trenngerade, die den Lösungsraum wie gewünscht aufteilt

Biimplikationsproblem

Lösung: Zusammenschalten mehrerer Schwellenwertelemente



Biimplikationsproblem



Geometrische Deutung des Zusammenschaltens mehrerer Schwellenwertelemente zur Berechnung der Biimplikation

Lernverfahren für Perzeptrons

Problemstellung:

Gegeben: Lernstichprobe $L = \{(\mathbf{x}_1, d_1), \dots, (\mathbf{x}_N, d_N)\}$

Merkmale $\mathbf{x}_i \in \{0, 1\}^n$ mit zugehörigen Aktionen d_i , $1 \leq i \leq N$

L auch Trainingsmenge genannt

L gegeben durch Lehrer/Orakel

Daher: überwachtes Lernen, engl. *supervised learning*

Gesucht: Funktion $f : \{0, 1\}^n \rightarrow \{0, 1\}$, die zu L „passt“

Trainieren einzelner Perzeptrons

Im Training: \mathbf{w} und θ werden angepasst

Ziel: Für Elemente \mathbf{x}_i aus L stimmen d_i und die Perzeptron-Ausgabe

$$f_i = f_{(w_1, \dots, w_n, \theta)}(\mathbf{x}_i)$$

möglichst gut überein

Lösung: Minimierung des quadratischen Fehlers

Also, Lernen = Optimierungsaufgabe

$$\varepsilon = \sum_{i=1}^N (d_i - f_{\mathbf{w}}(\mathbf{x}_i))^2 = \sum_{i=1}^N (d_i - f_i)^2 \stackrel{!}{=} \min$$

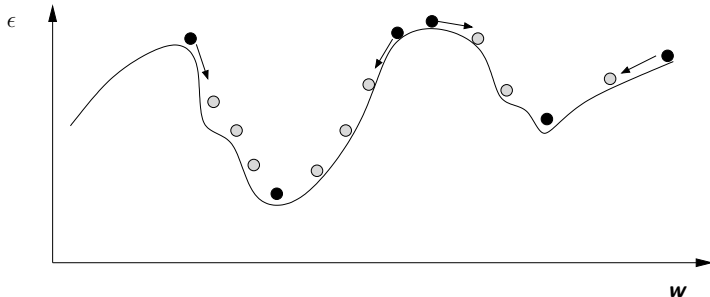
Gradientenabstieg – Anschauung

Zu jedem \mathbf{w} gehört ein Fehlerwert

„Fehlergebirge“ über dem durch \mathbf{w} 's aufgespannten Raum

Gradientenabstieg: von gegebenem Punkt in „Gebirge“ talwärts wandern bis Talsohle erreicht

Hängenbleiben in lokalen Minima: je nach „Fehlergebirge“, Startpunkt, und η



Gradientenabstiegsverfahren

Idee: Bestimmung der Abhängigkeit von ε zu \mathbf{w} durch Berechnung partieller Ableitungen

$$\nabla_{\mathbf{w}}\varepsilon = \frac{\partial\varepsilon}{\partial\mathbf{w}} = \left[\frac{\partial\varepsilon}{\partial w_1}, \dots, \frac{\partial\varepsilon}{\partial w_{n+1}} \right]$$

Anschließend: inkrementelle Berechnung neuer Gewichte

$$\mathbf{w}^{(\text{neu})} \stackrel{\text{def}}{=} \mathbf{w}^{(\text{alt})} + \eta \cdot \nabla_{\mathbf{w}}\varepsilon$$

Lernrate η legt „Schrittweite“ des Abstiegs fest

Abstieg in entgegengesetzter Richtung des Gradienten $\nabla_{\mathbf{w}}\varepsilon$

Gradientenabstieg für Perzeptron

$$\text{Fehler } \varepsilon = (d - f)^2$$

Gradient

$$\begin{aligned} \frac{\partial \varepsilon}{\partial \mathbf{w}} &= \left[\frac{\partial \varepsilon}{\partial w_1}, \dots, \frac{\partial \varepsilon}{\partial w_{n+1}} \right] \\ &= \frac{\partial \varepsilon}{\partial s} \cdot \frac{\partial s}{\partial \mathbf{w}} && \text{(da } s = \mathbf{x} \cdot \mathbf{w} \text{)} \\ &= \frac{\partial \varepsilon}{\partial s} \cdot \mathbf{x} && \text{(da } \frac{\partial s}{\partial \mathbf{w}} s = \mathbf{x} \text{)} \\ &= -2(d - f) \cdot \frac{\partial f}{\partial s} \cdot \mathbf{x} \end{aligned}$$

Problem: ε nicht stetig differenzierbar wegen θ

Delta-Regel

Fehlerkorrekturverfahren:

Änderung von \mathbf{w} wird nur bei Fehler vorgenommen

Einführen einer Lernrate $\eta > 0$

Sei

$$f(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1 & \text{falls } \mathbf{x} \cdot \mathbf{w} \geq 0 \\ 0 & \text{sonst.} \end{cases}$$

Algorithmus:

1. Initialisierung von \mathbf{w} (zufällig oder gesetzt)
2. $\varepsilon \leftarrow 0$

Delta-Regel – Algorithmus

3. Führe folgende Schritte für jedes Element $(\mathbf{x}, d) \in L$ durch:

$$\varepsilon \leftarrow \varepsilon + (d - f)^2 = \varepsilon + (d - f_{\mathbf{w}}(\mathbf{x}))^2$$

Bestimme für $i = 1, \dots, n + 1$

$$\Delta_{(\mathbf{x}, d)} w_i = \begin{cases} 0 & \text{falls } d = f_{\mathbf{w}}(\mathbf{x}) \\ \eta \cdot x_i & \text{falls } f_{\mathbf{w}}(\mathbf{x}) = 0 \text{ und } d = 1 \\ -\eta \cdot x_i & \text{falls } f_{\mathbf{w}}(\mathbf{x}) = 1 \text{ und } d = 0. \end{cases}$$

Beachte: $+\Delta\theta = -\Delta_{(\Delta, d)} w_{n+1}$, $x_{n+1} = 1$, $\theta = -w_{n+1}$

Bestimme neue Gewichte

$$\mathbf{w} \leftarrow \mathbf{w} + \Delta_{(\mathbf{x}, d)}(\mathbf{w})$$

4. Terminiere falls ε minimal, sonst weiter mit Schritt 2

Delta-Regel – Anmerkungen

Berechnung der Δ -Werte lässt sich auch schreiben als

$$\eta \cdot (d - f) \cdot x_i$$

Bzw. in Vektorschreibweise

$$\Delta_{(x,d)} \mathbf{w} = \begin{cases} 0 & \text{falls } d = f \\ \eta \cdot (d - f) \cdot \mathbf{x} & \text{sonst.} \end{cases}$$

Oft Abbruchbedingung: $\varepsilon <$ vorgegebene Schranke

Ein Durchgang heißt *Lernperiode*

Algorithmus terminiert für linear separable Lernstichproben

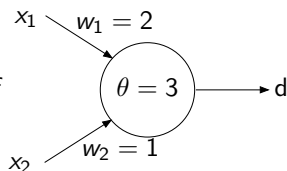
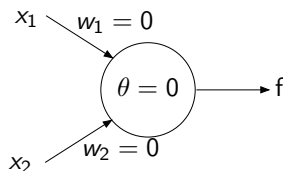
Delta-Regel – Beispiel AND

Lernvorgang liefert

Initialisierung

Nach dem Lernen

x_1	x_2	d
0	0	0
1	0	0
0	1	0
1	1	1



Rechnung → Übung, Hinweis: Tabelle mit folgenden Werten

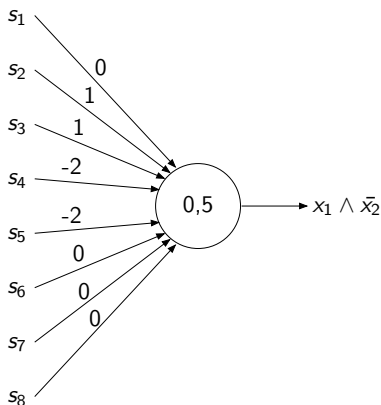
Epoche	x_1	x_2	d	\mathbf{xw}	f	ε	$\Delta\theta$	Δw_1	Δw_2	θ	w_1	w_2
--------	-------	-------	-----	---------------	-----	---------------	----------------	--------------	--------------	----------	-------	-------

Eine Epoche = ein Durchlauf aller Lernbeispiele

Perzeptrons in der *Grid World*

move east $\leftarrow x_1 = 1 \wedge x_2 = 0 \leftarrow x_1 \wedge \bar{x}_2 = (s_2 \vee s_3) \wedge \bar{s}_4 \wedge \bar{s}_5$

Folgendes Perzeptron liefert $1 \iff$ move east

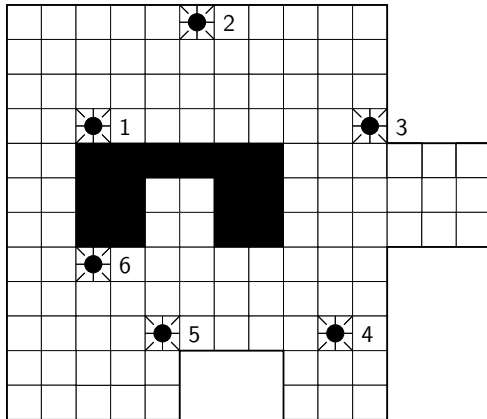


Lerndatensatz – „nach Osten gehen“

Möglich: Gewichte von Beispielen lernen

hier: nicht lohnenswert, da Funktion sehr einfach

Aufgabe: suche x für die 6 markierten Positionen



Lerndatensatz – „nach Osten gehen“

Hier L sieht wie folgt aus

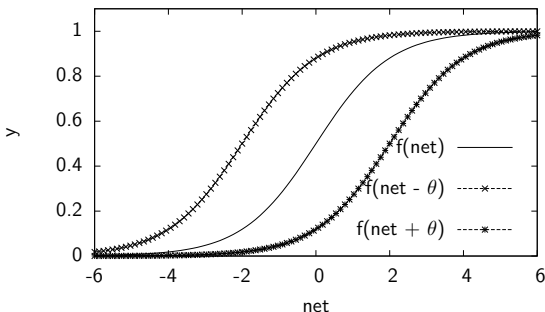
Nr.	Sensordaten	$x_1 \wedge \bar{x}_2$ (move east)
1	(0, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 0)	0
2	(1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0)	1
3	(0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0)	0
4	(0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)	0
5	(0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0)	0
6	(0, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0)	1

Verallgemeinerte Delta-Regel

Idee: ersetze f durch s-förmige (sigmoide), differenzierbare Funktion wie z.B. logistische Funktion

$$f(s) = \frac{1}{1 + e^{-s}} \quad \text{und somit} \quad \frac{\partial f}{\partial s} = f(1 - f)$$

Einfluss des Schwellenwerts θ



Ableitung der logistischen Funktion

$$\frac{\partial f(s)}{\partial s} = \frac{\partial}{\partial s} \frac{1}{1+e^{-s}} = \frac{\partial}{\partial s} (1 + e^{-s})^{-1} = \overbrace{-(1 + e^{-s})^{-2}}^{\text{äußere Ableitung}} \cdot \overbrace{(-e^{-s})}^{\text{innere Ableitung}}$$

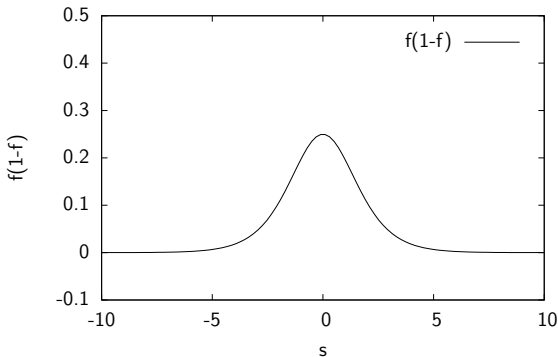
$$= \frac{e^{-s}}{(1+e^{-s})^2} = \frac{1+e^{-s}-1}{(1+e^{-s})^2}$$

$$= \frac{1+e^{-s}}{(1+e^{-s})^2} - \frac{1}{(1+e^{-s})^2}$$

$$= f - f^2 = f(1 - f)$$

$$\left. \frac{\partial f(s)}{\partial s} \right|_{s=0} = \frac{1}{1+1} \left(1 - \frac{1}{1+1} \right) = \frac{1}{4}$$

Graph von $f(1 - f)$



Wirkung:

Nahe an der Hyperebene durch \mathbf{w} ist Änderung stark
Weiter davon entfernt ist sie gering (bei gleichem Fehler)

Verallgemeinerte Delta-Regel

Fehlergradienten somit

$$\frac{\partial \varepsilon}{\partial \mathbf{w}} = -2(d - f)f(1 - f) \cdot \mathbf{x}$$

Wie bei alter Delta-Regel, neue Schätzung für w

$$\mathbf{w}^{(\text{neu})} \leftarrow \mathbf{w}^{(\text{alt})} + \eta \cdot (d - f)f(1 - f) \cdot \mathbf{x}$$

„Variable“ Lernrate η , um Änderungsstärke einzustellen

Weitere Verbesserungen des Lernverfahrens sind möglich

Lernen \rightarrow Übungsaufgabe, Hinweis zur Tabelle:

Epoche	x_1	x_2	d	\mathbf{xw}	f	ε	$\Delta \theta$	Δw_1	Δw_2	θ	w_1	w_2
--------	-------	-------	-----	---------------	-----	---------------	-----------------	--------------	--------------	----------	-------	-------

Übersicht

1. Einleitung

2. Schwellenwert-Elemente

3. Mehrschichtige Perzeptrons

Backpropagation

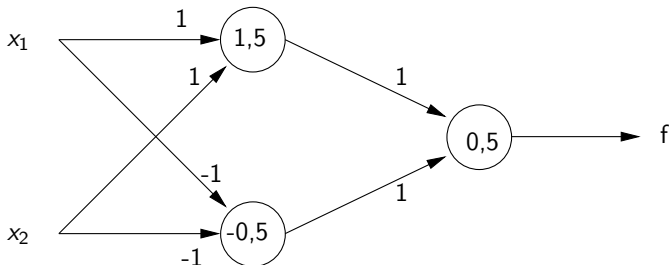
Beispiel

Bemerkungen

Mehrschichtige Perzeptrons

Falls Problem nicht linear separabel, dann mehrschichtige NNs

Beispiel: Funktion *gleiche Parität*



Zweischichtiges NN

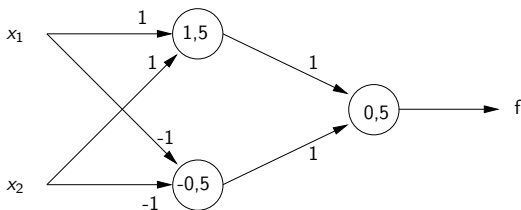
Dreischichtiges NN falls Eingabeschicht mitzählt

Neuronen in mittlerer Schicht: verborgene/innere Neuronen

Propagation am Beispiel

$$f(x_1, x_2) = (x_1 \wedge x_2) \vee (\overline{x_1} \wedge \overline{x_2})$$

Eingabe		Neuron I		Neuron II		Neuron III		Ausgabe
x_1	x_2	Eingabe	Ausgabe	Eingabe	Ausgabe	Eingabe	Ausgabe	
0	0	0	0	0	1	1	1	1
0	1	1	0	-1	0	0	0	0
1	0	1	0	-1	0	0	0	0
1	1	2	1	-2	0	1	1	1



Mehrschichtige Perzeptrons – Definition

k -schichtiges Perzeptron besteht aus k Schichten, wobei in Schicht j Neuronen m_j mit Sigmoiden Ausgabe x^j liefern

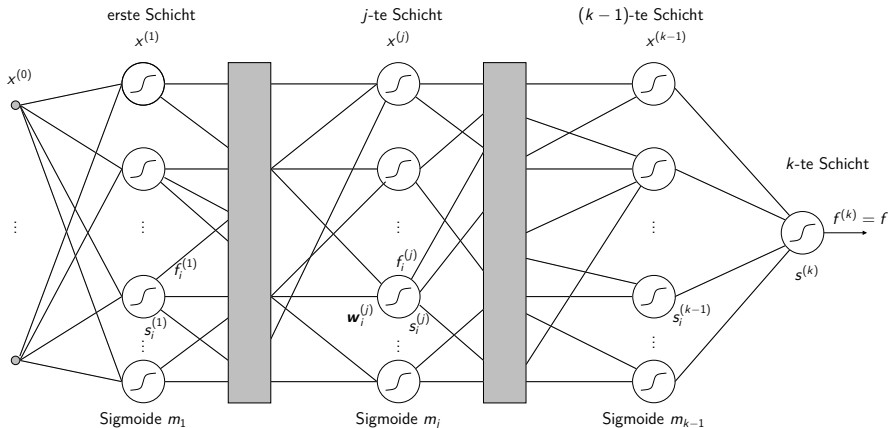
$x^{(0)}$ ist Eingabe

f ist Ausgabe

\mathbf{w}_i^j ist Gewichtsvektor des i -ten Sigmoids in Schicht j , wobei letzte Komponente jeweils θ

Aktivierung des Neurons = Summe $s_i^j = \mathbf{x}^{j-1} \cdot \mathbf{w}_i^j$

Mehrschichtige Perzeptrons



Backpropagation

Spezielles Trainingsverfahren

Fehler wird durch Netz schichtweise zurückgeschickt

Idee: analog zu Gradientenabstieg, berechne Fehlergradient

Herleitung:

Fehler für Ausgangsschicht $\varepsilon = (d - f)^2$

Gradient:

$$\frac{\partial \varepsilon}{\partial \mathbf{w}_i^j} = \left[\frac{\partial \varepsilon}{\partial w_{1i}^j}, \dots, \frac{\partial \varepsilon}{\partial w_{li}^j}, \dots, \frac{\partial \varepsilon}{\partial w_{m_{j-1}+1,i}^j} \right]$$

wobei w_{li}^j die l -te Komponenten von \mathbf{w}_i^j

Backpropagation – Herleitung

$$\begin{aligned}
 \frac{\partial \varepsilon}{\partial \mathbf{w}_i^j} &= \frac{\partial \varepsilon}{\partial s_i^j} \cdot \frac{\partial s_i^j}{\partial \mathbf{w}_i^j} && \left(\varepsilon \text{ hängt von } \mathbf{w}_i^j \text{ nur über } s_i^j \text{ ab} \right) \\
 &= \frac{\partial \varepsilon}{\partial s_i^j} \cdot \mathbf{x}^{j-1} && \left(s_i^j = \mathbf{x}^{j-1} \cdot \mathbf{w}_i^j \text{ und somit } \frac{\partial s_i^j}{\partial \mathbf{w}_i^j} \right) \\
 &= -2(d - f) \frac{\partial f}{\partial s_i^j} \cdot \mathbf{x}^{j-1} && \left(\frac{\partial \varepsilon}{\partial s_i^j} = \frac{\partial (d-f)^2}{\partial s_i^j} = -2(d-f) \frac{\partial f}{\partial s_i^j} \right) \\
 &= -2(\delta_i^j \mathbf{x}^{j-1}) && \left(\delta_i^j := (d-f) \frac{\partial f}{\partial s_i^j} = -\frac{1}{2} \frac{\partial \varepsilon}{\partial s_i^j} \right)
 \end{aligned}$$

Berechnung neuer Gewichte $(\mathbf{w}_i^j)^{(\text{neu})} \leftarrow (\mathbf{w}_i^j)^{(\text{alt})} + \eta_i^j \cdot \delta_i^j \mathbf{x}^{j-1}$

Lernrate η_i^j meistens ein Wert für gesamtes Netz

Backpropagation – Herleitung

Gewichtsänderungen in der Ausgabeschicht:

$$\delta^k = (d - f) \frac{\partial f}{\partial s^k} = (d - f) f(1 - f)$$
$$\mathbf{w}^{k,\text{neu}} \leftarrow \mathbf{w}^{k,\text{alt}} + \eta^k (d - f) f(1 - f) \mathbf{x}^{k-1}$$

Anmerkungen:

Gilt bei logistischer Funktion mit Bias 0 (wegen zusätzlicher Eingabe θ)

Nur ein Wert, daher keine Indizes

Sonst wie bei verallgemeinerter Delta-Regel

Backpropagation – Herleitung

Gewichtsänderungen in verborgener Schicht:

$$\delta_i^j = (d - f) \sum_{l=1}^{m_{j+1}} \frac{\partial f}{\partial s_l^{j+1}} \cdot \frac{\partial s_l^{j+1}}{\partial s_i^j} = \sum_{l=1}^{m_{j+1}} \delta_l^{j+1} \frac{\partial s_l^{j+1}}{\partial s_i^j}$$

Summand muss noch berechnet werden

Betrachte hierzu zunächst:

$$s_l^{j+1} = \mathbf{x}^j \cdot \mathbf{w}_l^{j+1} = \sum_{\gamma=1}^{m_{j+1}} x_{\gamma}^j \cdot w_{\gamma l}^{j+1} = \sum_{\gamma=1}^{m_{j+1}} f_{\gamma}^j \cdot w_{\gamma l}^{j+1}$$

(γ ist Index über einzelnen Vektorelemente)

Backpropagation – Herleitung

$$\begin{aligned}
 \frac{\partial s_l^{j+1}}{\partial s_i^j} &= \frac{\partial \left[\sum_{\gamma=1}^{m_{j+1}} f_{\gamma}^j w_{\gamma l}^{j+1} \right]}{\partial s_i^j} \\
 &= \sum_{\gamma=1}^{m_{j+1}} w_{\gamma l}^{j+1} \frac{\partial f_{\gamma}^j}{\partial s_i^j} \quad \left(\text{da } \frac{\partial f_{\gamma}^j}{\partial s_i^j} = 0 \text{ für } \gamma \neq i, \right. \\
 &= w_{il}^{j+1} f_i^j (1 - f_i^j) \quad \left. \text{sonst } \frac{\partial f_{\gamma}^j}{\partial s_{\gamma}^j = f_{\gamma}^j (1 - f_{\gamma}^j)} \right)
 \end{aligned}$$

Somit rekursives Gleichungssystem zur Berechnung der δ_i^j

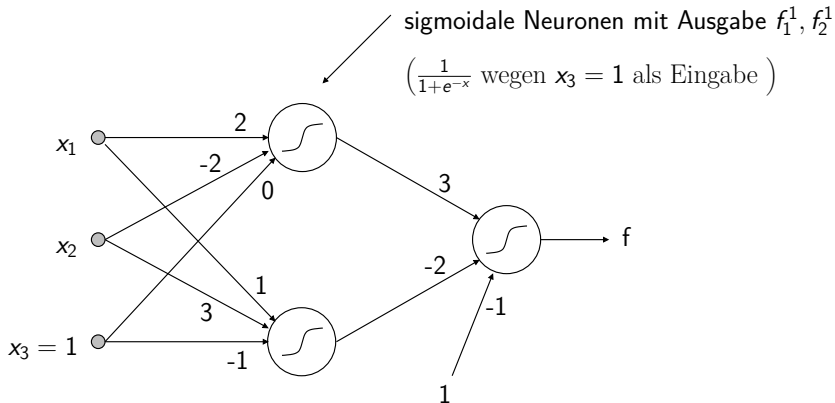
$$\delta_i^j = f_i^j (1 - f_i^j) \sum_{l=1}^{m_{j+1}} \delta_l^{j+1} \cdot w_{il}^{j+1} \quad \text{und } \delta^k = (d - f) f (1 - f)$$

Schließlich: Berechnung der neuen Gewichte

$$\mathbf{w}_i^{j(\text{neu})} \leftarrow \mathbf{w}_i^{j(\text{alt})} + \eta \cdot \delta_i^j \cdot \mathbf{f}_i^{j-1}$$

Backpropagation – Beispiel

Netz mit zufällig generierten Gewichten:



Backpropagation – Beispiel

Lernstichprobe:

$\{((1, 0, 1), 0), ((0, 1, 1), 0), ((0, 0, 1), 1), ((1, 1, 1), 1)\}$

Propagation: $(1, 0, 1) \rightarrow f_1^1 = 0.881, f_2^1 = 0.5, f = 0.655$

Backpropagation — Fehlersignale:

$$\delta^{(2)} = -0.148, \quad \delta_1^{(1)} = -0.047, \quad \delta_2^{(1)} = 0.074$$

Neue Gewichte mit $\eta = 1$:

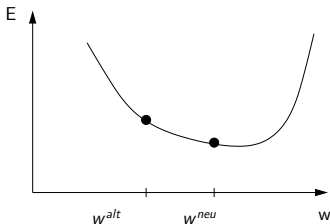
$$\mathbf{w}_1^{(1)} = (1.935, -2, -0.047)$$

$$\mathbf{w}_2^{(1)} = (1.074, 3, -0.926)$$

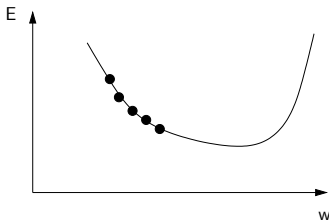
$$\mathbf{w}^{(2)} = (2.870, -2.074, -1.148)$$

Effekt der Lernrate

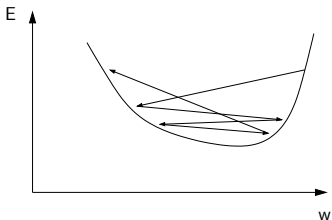
gewünschtes Verhalten:



zu klein: Lernen verläuft zu langsam



zu groß: Pingpong-Effekt

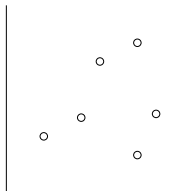


Eigenschaften von Neuronalen Netzen

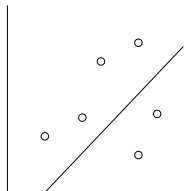
NN können *generalisieren*, d.h. Vektoren klassifizieren, die $\notin L$

Möglich: Maß der Generalisierungsgüte

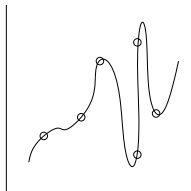
Analogie: Funktionsapproximation



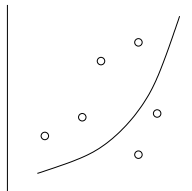
Datensatz



zu einfach,
schlechte Güte



zu kompliziert,
kein Fehler,
Daten auswendig gelernt,
schlechte Generalisierung,
(overfitting)



Mittelweg
Occam's razor

Vorgehensweise beim Lernen

Lernstichprobe = Trainingsmenge + Validierungsmenge

- Trainingsmenge (ca. 2/3 der Daten) zum Lernen
- Validierungsmenge (ca. 1/3 der Daten) für Güteschätzung

Kreuzvalidierung (*cross validation*)

- Lernstichprobe in n disjunkte Mengen teilen
- Jeweils $n - 1$ Mengen fürs Training und 1 Menge für Validierung
- Ermittlung der n *out-of-sample errors*

Anwendungen von NNs:

- Gesichtserkennung, Börsenprognosen, ...
- Data Mining (siehe z.B. unseren Artikel in *Spektrum der Wissenschaften*, Nov. 2002, S. 80 ff.)

USPS-Datensatz, Originaldaten

2601496357146371037214497
 8880 8881 8882 8883 8884 8885 8886 8887 8888 8889 8890 8891 8892 8893 8894 8895 8896 8897 8898 8899 8900 8901 8902 8903 8904 8905 8906 8907 8908 8909 8910 8911 8912 8913 8914 8915 8916 8917 8918 8919 8920 8921 8922 8923 8924
 1105711129981102860028870
 8925 8926 8927 8928 8929 8930 8931 8932 8933 8934 8935 8936 8937 8938 8939 8940 8941 8942 8943 8944 8945 8946 8947 8948 8949
 3301033010290602840029012
 8950 8951 8952 8953 8954 8955 8956 8957 8958 8959 8960 8961 8962 8963 8964 8965 8966 8967 8968 8969 8970 8971 8972 8973 8974
 9405290672980129550299055
 8975 8976 8977 8978 8979 8980 8981 8982 8983 8984 8985 8986 8987 8988 8989 8990 8991 8992 8993 8994 8995 8996 8997 8998 8999
 5101292018032~70124431064
 8990 8991 8992 8993 8994 8995 8996 8997 8998 8999 9000 9001 9002 9003 9004 9005 9006 9007 9008 9009 9010 9011 9012 9013 9014 9015 9016 9017 9018 9019 9020 9021 9022 9023 9024
 1161176057188600158701899
 9025 9026 9027 9028 9029 9030 9031 9032 9033 9034 9035 9036 9037 9038 9039 9040 9041 9042 9043 9044 9045 9046 9047 9048 9049
 1157557212570688327499516
 9050 9051 9052 9053 9054 9055 9056 9057 9058 9059 9060 9061 9062 9063 9064 9065 9066 9067 9068 9069 9070 9071 9072 9073 9074
 9950572009536272203242370
 9075 9076 9077 9078 9079 9080 9081 9082 9083 9084 9085 9086 9087 9088 9089 9090 9091 9092 9093 9094 9095 9096 9097 9098 9099
 3507271272315393053880319
 9090 9091 9092 9093 9094 9095 9096 9097 9098 9099 9100 9101 9102 9103 9104 9105 9106 9107 9108 9109 9110 9111 9112 9113 9114 9115 9116 9117 9118 9119 9120 9121 9122 9123 9124

Abbildung: USPS-Datensatz, Originaldaten (segmentierte Ziffern) mit Labels

USPS-Datensatz

Problemstellung: Erkennung von Handschrift

Datensatz: United States Postal Service (USPS)

Automatisch gescannte Postleitzahl-Ziffern

Schwarz-Weiß-Bilder der Ziffern

16x16 Pixel, (nach Vorverarbeitung)

Lerndatensatz: 7291 Beispiele

Testdatensatz: 2007 Beispiele

Zeile im Datensatz: Ziffer

Codierung: Graustufenwerte von 0 (weiß) bis 2 (schwarz)

D.h. Tabelle mit 7291 Zeilen und $256 + 1$ Spalten

(nach [LeCun et al., 1990])

USPS-Datensatz, Beispielcodierung

Ziffer	p_1	p_2	p_3	p_4	...	p_{255}	p_{256}
6	0	0	0	0	...	0	0
5	0	0	0	0.187	...	0.172	0
4	0	0	0	0	...	0	0
2	0	0	0	0	...	0	0.144
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

USPS-Datensatz, Klassifikation

Trainieren eines MLP auf dem Trainingsdatensatz

- 256 Eingabeneuronen

- Mehrere versteckte Schichten zur Merkmalsbestimmung

- 10 Ausgabeneuronen (eins pro Klasse/Ziffer)

- Insgesamt: 6465 Neuronen, ca. 150.000 Verbindungen, 3658 freie Parameter

- Propagieren der Trainingsmuster durch das Netz

- Bestimmung des Fehlers

- Rückpropagation des Fehlers, Anpassung der Netzparameter

Testen des oben trainierten MLP

- Propagation des Testdatensatzes

- Bestimmung der Fehlklassifikationsrate

USPS-Datensatz, Beispielnetz

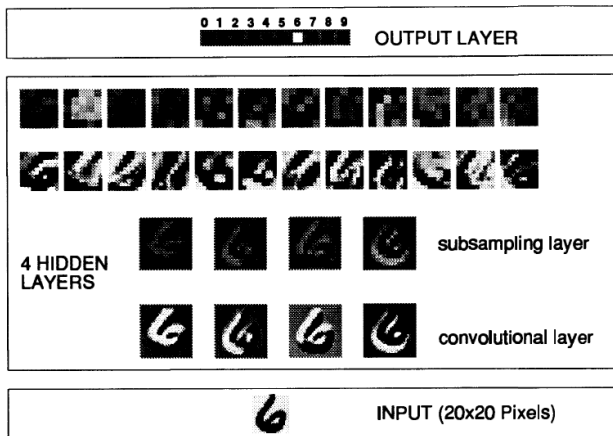


Abbildung: Ziffererkennung im USPS-Datensatz mit mehrschichtigem Perzeptron, nach [Matan et al., 1992]

USPS-Datensatz, Erkennungsleistung

„Erkenner“	Fehlklassifikation
Entscheidungsbaum C4.5	16,2%
Bestes zweischichtiges Netz	5,9%
Fünfschichtiges Netz	5,1%
Support-Vektor-Maschine	>4,0%
Mensch	2,5%

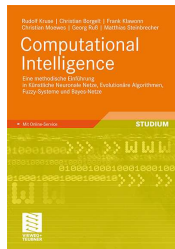
Tabelle: Erkennungsleistung verschiedener Klassifikatoren auf USPS-Datensatz

Weitere Details...

Im Sommersemester: Vorlesung *Neuronale Netze*

Detailliertere Betrachtung der hier gezeigten
Prinzipien

Außerdem: weitergehende Themen und Netztypen



Weitere Informationen in unserem aktuellen Buch [Kruse et al., 2011]

Literatur zur Lehrveranstaltung



Kruse, R., Borgelt, C., Klawonn, F., Moewes, C., Ruß, G., and Steinbrecher, M. (2011).

Computational Intelligence: Eine methodische Einführung in Künstliche Neuronale Netze, Evolutionäre Algorithmen, Fuzzy-Systeme und Bayes-Netze.

Vieweg+Teubner-Verlag, Wiesbaden.



LeCun, Y., Matan, O., Boser, B., Denker, J. S., Henderson, D., Howard, R. E., Hubbard, W., Jackel, L. D., and Baird, H. S. (1990).

Handwritten zip code recognition with multilayer networks.

In *Proc. of the International Conference on Pattern Recognition*, volume II, pages 35–40, Atlantic City. IEEE Press.



Matan, O., Bromley, J., Burges, C., Denker, J., Jackel, L., LeCun, Y., Pednault, E., Satterfield, W., Stenard, C., and Thompson, T. (1992).

Reading handwritten digits: A zip code recognition system.

IEEE Computer, 25(7):59–63.