

# Informatik IV - Tutorium XVI & XVII

## Tut Nr. 5 – Lernen von NN & Hopfield-Netze

David Münch

Universität Karlsruhe (TH)  
Fakultät für Informatik  
IBDS Prautzsch

Dank an Yusuf für die Zusammenarbeit.

5. Juni 2009



Universität Karlsruhe (TH)  
Forschungsuniversität • gegründet 1825

# Inhaltsverzeichnis

## 1 Auftakt

# Inhaltsverzeichnis

- 1 Auftakt
- 2 Lernziele

# Inhaltsverzeichnis

- 1 Auftakt
- 2 Lernziele
- 3 Themen
  - Hausaufgabenblatt 5
  - Hopfield Netze

# Inhaltsverzeichnis

- 1 Auftakt
- 2 Lernziele
- 3 Themen
  - Hausaufgabenblatt 5
  - Hopfield Netze
- 4 Abspann

# Organisatorisches

Email: muenchdavid@gmail.com

<https://www.stud.uni-karlsruhe.de/~uhbro/>

Tutorium 16: Freitags 8:00 Uhr - Raum -107

Tutorium 17: Freitags 9:45 Uhr - Raum -119

# Schein / Übungsblätter

Bearbeitete Hausaufgaben können abgegeben werden.

Es gibt vier Scheinklausuren mit je 50 Punkten an folgenden

Terminen:

- 19.05.2009 ✓ Ø31 Punkte
- 09.06.2009
- 02.07.2009
- 23.07.2009

120 Punkte aus den Scheinklausuren sind notwendig, um einen Schein zu erhalten.

## Schein / Übungsblätter

Bearbeitete Hausaufgaben können abgegeben werden.

Es gibt vier Scheinklausuren mit je 50 Punkten an folgenden

Terminen:

- 19.05.2009 ✓ Ø31 Punkte
- 09.06.2009
- 02.07.2009
- 23.07.2009

120 Punkte aus den Scheinklausuren sind notwendig, um einen Schein zu erhalten.

Ab 140 Punkten gibt es einen Notenbonus von ca. 1/3 Note.



# Schein / Übungsblätter

Bearbeitete Hausaufgaben können abgegeben werden.

Es gibt vier Scheinklausuren mit je 50 Punkten an folgenden

Terminen:

- 19.05.2009 ✓ Ø31 Punkte
- 09.06.2009
- 02.07.2009
- 23.07.2009

120 Punkte aus den Scheinklausuren sind notwendig, um einen Schein zu erhalten.

Ab 140 Punkten gibt es einen Notenbonus von ca. 1/3 Note.

Abgabe in Zweiergruppe erlaubt und ausdrücklich erwünscht!

## Schein / Übungsblätter

Bearbeitete Hausaufgaben können abgegeben werden.

Es gibt vier Scheinklausuren mit je 50 Punkten an folgenden

Terminen:

- 19.05.2009 ✓ Ø31 Punkte
- 09.06.2009
- 02.07.2009
- 23.07.2009

120 Punkte aus den Scheinklausuren sind notwendig, um einen Schein zu erhalten.

Ab 140 Punkten gibt es einen Notenbonus von ca. 1/3 Note.

Abgabe in Zweiergruppe erlaubt und ausdrücklich erwünscht!

Bitte folgendes Deckblatt verwenden:

<http://www.stud.uni-karlsruhe.de/~unbdh/deckblatt/index.php?course=8>

## Literatur

Boehm, Prautzsch: Numerical Methods. AK Peters 1993. ISBN 3-528-06350-5

[http://www.ubka.uni-karlsruhe.de/hylib-bin/suche.cgi?opacdb=UBKA\\_OPAC&fbt=7319953&nd=3204657](http://www.ubka.uni-karlsruhe.de/hylib-bin/suche.cgi?opacdb=UBKA_OPAC&fbt=7319953&nd=3204657)

Ash: Information Theory. Dover 1990. ISBN 0-486-66521-6

[http://www.ubka.uni-karlsruhe.de/hylib-bin/suche.cgi?opacdb=UBKA\\_OPAC&nd=9866904](http://www.ubka.uni-karlsruhe.de/hylib-bin/suche.cgi?opacdb=UBKA_OPAC&nd=9866904)

Goos: Vorlesungen über Informatik. Bd. 4, Springer 1998. ISBN 3-540-60650-5

[http://www.ubka.uni-karlsruhe.de/hylib-bin/suche.cgi?opacdb=UBKA\\_OPAC&fbt=9316367&nd=6568301](http://www.ubka.uni-karlsruhe.de/hylib-bin/suche.cgi?opacdb=UBKA_OPAC&fbt=9316367&nd=6568301)

# Was wollen wir heute erreichen?

# Was wollen wir heute erreichen?

- Hausaufgabenblatt 5 besprechen

# Was wollen wir heute erreichen?

- Hausaufgabenblatt 5 besprechen
- Hopfield-Netze

## Hausaufgabe 11

1. Zeigen Sie, dass jede Funktion  $f : \{0, 1\}^m \rightarrow \{0, 1\}$  als boolescher Ausdruck mit  $m$  Variablen darstellbar ist.



## Hausaufgabe 11

2. Geben Sie für die in der Tabelle aufgeführten Funktionen  $f_i : \{0,1\}^3 \rightarrow \{0,1\}$ ,  $i = 1, \dots, 5$ , je einen booleschen Ausdruck an, der aus den Operatoren  $\vee, \wedge, \neg, \Rightarrow, \Leftrightarrow$  aufgebaut ist.

$x$	$y$	$z$	$f_1$	$f_2$	$f_3$	$f_4$	$f_5$
0	0	0	0	1	1	1	1
0	0	1	1	0	1	1	1
0	1	0	0	0	1	0	1
0	1	1	1	1	1	0	0
1	0	0	0	0	0	1	0
1	0	1	1	1	0	1	0
1	1	0	0	1	0	0	1
1	1	1	1	0	0	0	1



## Hausaufgabe 11

3. Modellieren Sie mit 0/1-Neuronen je ein Netz für  $f_2$  und  $f_5$ . Der Wert 1 soll dabei TRUE bedeuten, der Wert 0 den Wahrheitswert FALSE.

# Lernen für mehrschichtige Perzeptronen

**Gegeben:** Menge von Trainingsdaten und zugehöriger Klassifikation

# Lernen für mehrschichtige Perzeptronen

**Gegeben:** Menge von Trainingsdaten und zugehöriger Klassifikation

**Gesucht:** Gewichte und Schwellwerte, dass das NN die Trainingsdaten richtig klassifiziert.

# Lernen für mehrschichtige Perzeptronen

**Gegeben:** Menge von Trainingsdaten und zugehöriger Klassifikation

**Gesucht:** Gewichte und Schwellwerte, dass das NN die Trainingsdaten richtig klassifiziert.

**Problem:** Die gewünschte Ausgabe der versteckten Neronen ist unbekannt.

# Lernen für mehrschichtige Perzeptronen

**Gegeben:** Menge von Trainingsdaten und zugehöriger Klassifikation

**Gesucht:** Gewichte und Schwellwerte, dass das NN die Trainingsdaten richtig klassifiziert.

**Problem:** Die gewünschte Ausgabe der versteckten Neronen ist unbekannt.

**Lösung:** Error-Backpropagation-Algorithmus

# Lernen für mehrschichtige Perzeptronen

**Gegeben:** Menge von Trainingsdaten und zugehöriger Klassifikation

**Gesucht:** Gewichte und Schwellwerte, dass das NN die Trainingsdaten richtig klassifiziert.

**Problem:** Die gewünschte Ausgabe der versteckten Neronen ist unbekannt.

**Lösung:** Error-Backpropagation-Algorithmus

**Idee:** Definiere eine von den Gewichten abhängige Fehlerfunktion und minimiere deren Wert mittels Gradientenabstieg.

# Lernen für mehrschichtige Perzeptronen

**Gegeben:** Menge von Trainingsdaten und zugehöriger Klassifikation

**Gesucht:** Gewichte und Schwellwerte, dass das NN die Trainingsdaten richtig klassifiziert.

**Problem:** Die gewünschte Ausgabe der versteckten Neronen ist unbekannt.

**Lösung:** Error-Backpropagation-Algorithmus

**Idee:** Definiere eine von den Gewichten abhängige Fehlerfunktion und minimiere deren Wert mittels Gradientenabstieg.

**Algorithmus:**

1. Forward-Pass (Schichtweises Durchreichen der Eingabe)
2. Bestimmen des Fehlers
3. Backpropagation (Rückrechnen des Fehlers)
4. Gewichte anpassen

---

**Algorithm 1** MUSTERLERNEN DURCH RÜCKKOPPLUNG

---

**input** : Perzeptron mit  $m$  Schichten, Zustandsmenge  $Q$ ,  $n_0$  Eingabeneuronen,  $n_m$  Ausgabeneuronen, Erregerfunktion  $h(x)$ , Gewichte  $w_{ij}$ , Schwellwerte  $\sigma_k$ , Lernmuster  $(\vec{e}, \vec{a})$

**output**: Optimierte Gewichte  $w_{ij}$

1. Vorwärtsrechnen

**for**  $k = 1 \dots m$  **do**

  | berechne  $\vec{q}_k, \vec{p}_k$  und  $J_k = J(\vec{p}_k)$

**end**

2. Rückwärtsrechnen

$\vec{d}_{m+1} := (\vec{q}_m - \vec{a})$  und  $W_{m+1} := E$

**for**  $k=m..1$  **do**

  | berechne  $\vec{d}_k^t = \vec{d}_{k+1}^t W_{k+1} J_k$  und  $\partial E / \partial W_k$

**end**

Gib  $W$  aus.

---



## Hausaufgabe 12

Wir benutzen die Bezeichnungen aus Kapitel 5.8 der Vorlesung.

Wir betrachten ein vorwärtsgerichtetes Perzeptron mit  $m$  Schichten, Zustandsmenge  $Q = \mathbb{R}$ ,  $n_0$  Eingabeneuronen,  $n_m$  Ausgabeneuronen, linearer Erregungsfunktion  $h(x) = x$ , Gewichten  $\omega_{ij}^k$ , Schwellwerten  $\sigma_k$  und Lernmuster  $(\mathbf{e}, \mathbf{a})$ , wobei

$$n_0 = n_2 = 2, n_1 = 1, m = 2, \mathbf{e} = [1, 2]^t, \mathbf{a} = [2, 3]^t, \sigma_k = \mathbf{0}, \omega_{ij}^k = 1.$$

1. Führen Sie einen Schritt des Lernens mit Rückkopplung und mit Lernrate  $\eta = 0,1$  durch.
2. Führen Sie einen Schritt des Quickprop-Lernalgorithmus mit den Anfangsgewichten  $\omega_{ij}^k = 1$  für den Zeitpunkt  $t = 0$  und den gelieferten Gewichten aus Teilaufgabe 1 für den Zeitpunkt  $t = 1$  durch. Geben Sie die Gewichte und den Wert der Fehlerfunktion  $E$  für den Zeitpunkt  $t = 2$  an.

## Hausaufgabe 12

3. Wir benutzen in dieser Teilaufgabe die Bezeichnungen aus Kapitel 5.10 der Vorlesung. Lösen Sie für die Zeitpunkte  $t = 1, 2$  die Gewichte  $\omega_{ij}^{t=1}$ ,  $\omega_{ij}^{t=2}$  und den Wert der Fehlerfunktion  $E$  mithilfe von RPROP-Lernalgorithmus mit  $h_0 = 0,1$ ,  $h_{\max} = 50$ ,  $\eta_- = 0,5$ ,  $\eta_+ = 1,2$  und den Anfangsgewichten  $\omega_{ij}^{t=0} = 1$  für den Zeitpunkt  $t = 0$ .

Bei der Berechnung können alle Zwischenergebnisse auf 4 Stellen nach dem Komma gerundet werden.



# Hopfield-Netze

Ein Hopfield-Netz ist ein rekurrentes Neuronales Netz mit den folgenden Eigenschaften:

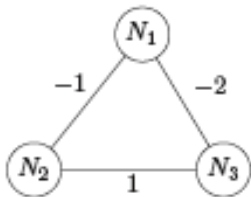
- Es besteht aus  $n$  Neuronen die paarweise miteinander verbunden sind
- Es gibt keine negativen Schlingen
- Es gibt keine Eingabe- und Ausgabeneuronen
- Für die Gewichte gilt  $w_{ij} = w_{ji}$

## Hopfield Netze

Ein Hopfield-Netz ist ein rekurrentes Neuronales Netz mit den folgenden Eigenschaften:

- Es besteht aus  $n$  Neuronen die paarweise miteinander verbunden sind
- Es gibt keine negativen Schlingen
- Es gibt keine Eingabe- und Ausgabeneuronen
- Für die Gewichte gilt  $w_{ij} = w_{ji}$

Beispiel:





Die Gewichte fassen wir als Matrix  $W \in \mathbb{R}^{n \times n}$  und die Schwellwerte als Vektor  $\sigma \in \mathbb{R}^n$  auf.  $W$  ist eine symmetrische Matrix mit Nullen auf der Hauptdiagonalen.  
Die Erregungsfunktion ist wie beim Perzeptron:

$$p_{ij} := \sum_{j=1}^n w_{ij} q_j - \sigma_i = W_i \mathbf{q} - \sigma_i$$

Mit  $\mathbf{p} = (p_1, \dots, p_n)^t$  gilt dann:  $\mathbf{p} = W \mathbf{q} - \sigma$ .

Die Gewichte fassen wir als Matrix  $W \in \mathbb{R}^{n \times n}$  und die Schwellwerte als Vektor  $\sigma \in \mathbb{R}^n$  auf.  $W$  ist eine symmetrische Matrix mit Nullen auf der Hauptdiagonalen.  
Die Erregungsfunktion ist wie beim Perzeptron:

$$p_{ij} := \sum_{j=1}^n w_{ij} q_j - \sigma_i = W_i \mathbf{q} - \sigma_i$$

Mit  $\mathbf{p} = (p_1, \dots, p_n)^t$  gilt dann:  $\mathbf{p} = W \mathbf{q} - \sigma$ .

Die Aktivierungsfunktion ist  $q_i^+ = \begin{cases} 1 & \text{falls } p_i > 0 \\ -1 & \text{falls } p_i < 0 \\ q_i & \text{falls } p_i = 0 \end{cases}$

Das Netz ist stabil falls  $q^+ = q$ .



## Varianten:

- synchron: Alle Neuronen schalten gleichzeitig
- asynchron: In einem Zeitpunkt schaltet ein zufälliges Neuron

Die Eingabe ist der Startzustand des Netzes.



Varianten:

- synchron: Alle Neuronen schalten gleichzeitig
- asynchron: In einem Zeitpunkt schaltet ein zufälliges Neuron

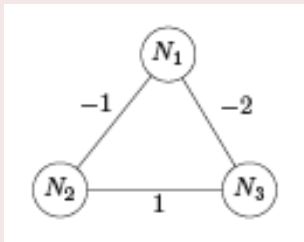
Die Eingabe ist der Startzustand des Netzes.

## Satz

Ein Hopfield-Netz erreicht für jede Eingabe im asynchronen Betrieb nach endlich vielen Schritten einen stabilen Zustand.

## Aufgabe

Betrachte das hier abgebildete sehr einfache Hopfield-Netz

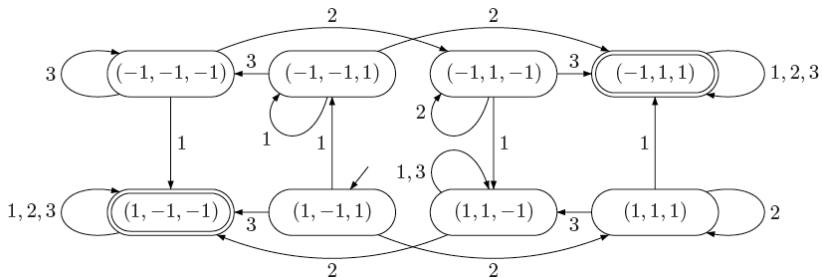


mit  $\sigma := (0, -1, 2)^t$ .

Bestimme für dieses Netz ausgehend vom Anfangszustand  $(q_1, q_2, q_3)^t = (1, -1, 1)^t$  den, bzw. die Endzustände, wenn das Netz asynchron arbeitet.

Hinweis: benutze einen Zustandsgraphen als Hilfe.

## Lösung



# Quellen

Pajor - Informatik 4 Tutorium SS2007

Prautzsch - Skript Informatik 4 SS2008

Goos, Vorlesungen über Informatik Band 4

# Reflexion

Was haben wir heute gelernt?

# Reflexion

Was haben wir heute gelernt?

- Hausaufgabenblatt 5 besprochen

# Reflexion

Was haben wir heute gelernt?

- Hausaufgabenblatt 5 besprochen
- Lernverfahren verstanden

# Reflexion

Was haben wir heute gelernt?

- Hausaufgabenblatt 5 besprochen
- Lernverfahren verstanden
- Hopfield-Netze



# Reflexion

Was haben wir heute gelernt?

- Hausaufgabenblatt 5 besprochen
- Lernverfahren verstanden
- Hopfield-Netze
- Bis einschliesslich Kapitel 6 abgeschlossen

Noch Fragen?

# Vorschau

# Vorschau

- Informationsmass

# Vorschau

- Informationsmass
- Codes

# Bis zum nächsten Mal

