

7. Andere Paradigmen

Inhalt dieses Kapitels

7.1 Induktive Logik-Programmierung

7.2 Genetische Algorithmen

7.3 Neuronale Netze

7.1 Induktive Logik-Programmierung

Einführung

- Zusammenhang mit relationalen Datenbanken

n -stelliges Prädikat $P \leftrightarrow$ Relation P mit Attributen A_1 bis A_n

Tupel (x_1, \dots, x_n) genau dann in P enthalten, wenn das Fakt $P(x_1, \dots, x_n)$ gilt

- Ausdruckskraft der Regelsprache

➡ Zusammenhänge zwischen *verschiedenen* Relationen einer Datenbank

- Integration von vorhandenem Hintergrundwissen (*Domain Knowledge*)

Formulierung von Hintergrundwissen ebenfalls in Prädikatenlogik 1. Stufe

7.1 Induktive Logik-Programmierung

Einführung [Muggleton & De Raedt 1994]

- Gegeben: Menge von Fakten in einer prädikatenlogischen Sprache 1. Stufe
- Gesucht: prädikatenlogische Regeln 1. Stufe, die in der Faktenmenge gelten
- Methode: Suche im Raum aller möglichen Regeln
- Abgrenzung zu Assoziationsregeln

dort: Regeln der Form $P(x) \wedge Q(x) \Rightarrow R(x)$

hier: z.B. Regeln der Form $Kurs(x) \wedge Hyperlink(x, y) \Rightarrow Professor(y)$ oder

$$\forall X \exists Y \exists Z P(x,y) \wedge P(x, z) \Rightarrow Q(y, z)$$



komplexe Regeln mit *mehreren Variablen*

7.1 Induktive Logik-Programmierung

Methode

- Initialisierung
einer Menge von Hypothesen
- Generierung weiterer Hypothesen
aus den vorhandenen
durch Anwendung von *induktiven Inferenzregeln*



Regeln zur Ableitung neuer aus bekannten Hypothesen

z.B. Spezialisierung und Generalisierung

7.1 Induktive Logik-Programmierung

Methoden

```
Initialisiere eine Menge von Hypothesen  $QH$ ;  
repeat  
  Wähle eine Hypothese  $H \in QH$  und lösche sie aus  $QH$ ;  
  Wähle Inferenzregeln  $r_1, \dots, r_k$  aus der Menge der  
    gegebenen Inferenzregeln;  
  Wende die Inferenzregeln  $r_1, \dots, r_k$  auf  $H$  an, um  
    neue Hypothesen  $H_1, \dots, H_k$  „abzuleiten“;  
  Füge  $H_1, \dots, H_k$  zu  $QH$  hinzu;  
  Filtere aus der Menge  $QH$  ungültige oder  
    uninteressante Hypothesen wieder heraus;  
until Stopkriterium( $QH$ ) erfüllt
```

7.1 Induktive Logik-Programmierung

Diskussion

- hohe Ausdruckskraft der Regeln



z.B. für Temporal Data Mining oder Web Mining

- einfache Integration von Hintergrundwissen
- Ineffizienz

Suchraum sehr groß

- Ansätze zur Verbesserung der Effizienz



Vorgabe von *Regelschemata*

ähnliche Monotonie-Bedingung wie für Frequent Itemsets

7.2 Genetische Algorithmen

Grundlagen [Bäck 1996]

- allgemeines Suchverfahren
- basierend auf dem Prinzip der biologischen Evolution
- *Individuum*:
 - potentielle Lösung eines Problems
- *Chromosom*:
 - Codierung eines Individuums durch einen (typischerweise binären) String
- *Gen*:
 - zusammenhängender Teilstring eines Chromosoms

7.2 Genetische Algorithmen

Grundlagen

- Suchmechanismus: Reproduktion von Individuen und Auswahl der besten
- zwei verschiedene Arten der Reproduktion:
 - *Kombination* von ausgewählten Individuen
 - zufällige Veränderung (*Mutation*) eines existierenden Individuums
- Auswahl der besten Individuen (*Selektion*)
 - Zielfunktion: Chromosomen \rightarrow Fitness-Werte
 - Fitness*: Maß für die Qualität einer Lösung
- Anwendung der Fitness
 - Wahrscheinlichkeit, daß ein Individuum sich reproduziert
 - endgültige Auswahl der besten Lösung

7.2 Genetische Algorithmen

Beispiel

- Data-Mining-Problem:
Suche nach besonders häufigen Attribut-Wert-Paaren
- Gen: Attribut-Wert-Paar
- Chromosom: Konjunktion von Attribut-Wert-Paaren
- Kombination: Mischen der Attribut-Wert-Paare zweier Chromosomen
- Mutation: zufällige Veränderung eines Attributwertes
- Fitness-Wert:
Häufigkeit, mit der diese Konjunktion der Attribut-Werte-Paare in der Datenmenge auftritt

7.2 Genetische Algorithmen

Methode

```
Initialisiere eine Population von Individuen;  
while (Stopkriterium ist nicht erfüllt) do  
    Wähle Individuen gemäß ihrer Fitness als Eltern  
    aus;  
    Kombiniere Eltern, um neue Individuen zu  
    erzeugen;  
    Mutiere die neuen Individuen;  
    Füge die neuen Individuen zur Population hinzu;  
return beste Individuen;
```

7.2 Genetische Algorithmen

Diskussion

- besser als zufällige / erschöpfende Suche
 - maximale Fitness in einer Population wächst monoton im Laufe der Generationen
- im allgemeinen nicht sehr effizient
 - langsame Konvergenz
- Einsatz sinnvoll wenn
 - keine intelligente, problemspezifische Suchstrategie bekannt
 - Qualität einer Gesamtlösung = „Summe“ der Qualitäten der Teillösungen

7.3 Neuronale Netze

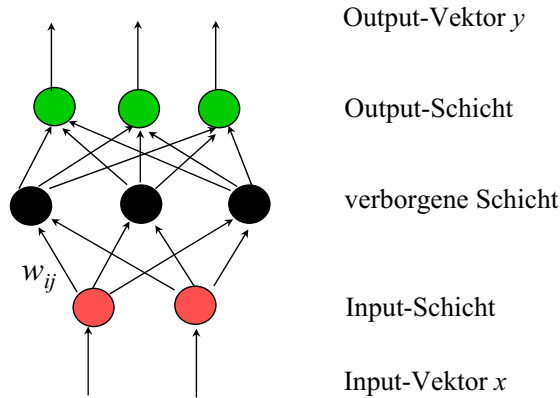
Grundlagen [Bigus 1996], [Bishop 1995]

- Paradigma für ein Maschinen- und Berechnungsmodell
- Funktionsweise ähnlich der von biologischen Gehirnen
- *Neuronales Netz*: Menge von Neuronen, über Kanten miteinander verbunden
- *Neuron*: entspricht biologischem Neuron
 - Aktivierung durch Input-Signale an den Synapsen
 - Erzeugung eines Output-Signals, das zu anderen Neuronen weitergeleitet wird
- Organisation eines neuronalen Netzes
 - Input-Schicht, verborgene Schichten, Output-Schicht*
 - Knoten einer Schicht mit allen Knoten der vorhergehenden Schicht verbunden

7.3 Neuronale Netze

Grundlagen

- Kanten besitzen *Gewichte*
- Funktion eines neuronalen Netzes



7.3 Neuronale Netze

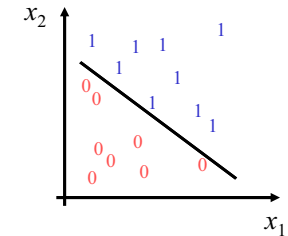
Neuronen

- Klassifikation mit Hilfe einer TLU

repräsentiert eine (Hyper-)Ebene $\sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i = \theta$

links von der Ebene: Klasse 0

rechts von der Ebene: Klasse 1



- Trainieren einer TLU

Lernen der „richtigen“ Gewichte zur Unterscheidung der zwei Klassen
Iterative Anpassung der Gewichte w_{ij}

Rotation der durch w und θ gegebene Hyperebene um einen kleinen Betrag in Richtung v , wenn v noch nicht auf der richtigen Seite der Ebene liegt

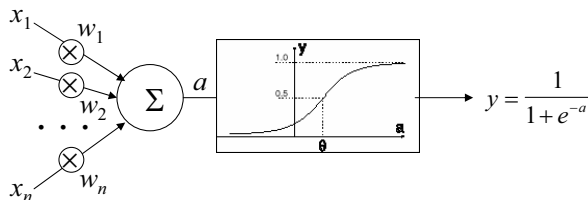
7.3 Neuronale Netze

Neuronen

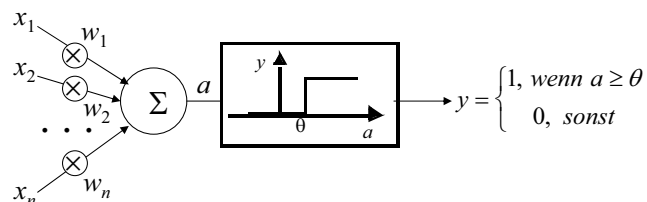
- allgemeines Neuron

a : Aktivierungswert

$$a = \sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i$$



- *Threshold Logic Unit (TLU)*



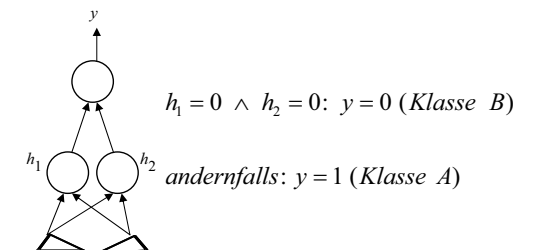
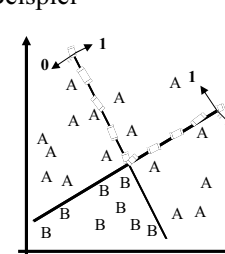
7.3 Neuronale Netze

Kombination mehrerer Neuronen

- zwei Klassen, die nicht linear separierbar sind:

➡ zwei innere Knoten und ein Output-Knoten

- Beispiel




7.3 Neuronale Netze

Lernalgorithmus für komplexe Neuronale Netze

- bei Abweichung von vorhergesagter und tatsächlicher Klasse:
 - Anpassung der Gewichte mehrerer Knoten
- Frage
 - in welchem Maße sind die verschiedenen Knoten an dem Fehler beteiligt?
- Anpassung der Gewichte
 - durch Gradientenverfahren, das den Gesamtfehler minimiert
 - Gesamtfehler*: Summe der (quadratischen) Abweichungen des tatsächlichen Outputs y vom gewünschten Output t für die Menge der Inputvektoren
 - Voraussetzung: Output y stetige Funktion der Aktivierung a

7.3 Neuronale Netze

Design der Netztopologie

- Bestimmung von
 - Anzahl der Input-Knoten
 - Anzahl der inneren Schichten und jeweilige Anzahl der Knoten
 - Anzahl der Output-Knoten
-  starker Einfluß auf die Klassifikationsgüte
- zu wenige Knoten
 - ➡ niedrige Klassifikationsgüte
- zu viele Knoten
 - ➡ Overfitting

7.3 Neuronale Netze

Algorithmus Backpropagation

für jedes Paar (v, t) // $v = \text{Input}, t = \text{gewünschter Output}$
„forward pass“:
Bestimme den tatsächlichen Output y für Eingabe v ;
„backpropagation“:
Bestimme den Fehler $(t - y)$ der Output-Einheiten
und passe die Gewichte der Output-Einheiten in die
Richtung an, die den Fehler minimiert;
Solange der Input-Layer nicht erreicht ist:
Propagiere den Fehler auf die nächste Schicht
und passe auch dort die Gewichte der
Einheiten in fehlerminimierender Weise an;

7.3 Neuronale Netze

Bestimmung der Netztopologie [SPSS Clementine 2000]

- Statische Topologie
 - Topologie wird apriori festgelegt
 - eine verborgene Schicht reicht in vielen Anwendungen aus
- Dynamische Topologie
 - dynamisches Hinzufügen von Neuronen (und verborgenen Schichten)
 - solange Klassifikationsgüte signifikant verbessert wird
- Multiple Topologien
 - Trainieren mehrerer dynamischer Netze parallel
 - z.B. je ein Netz mit 1, 2 und 3 verborgenen Schichten

7.3 Neuronale Netze

Bestimmung der Netztopologie

- Pruning

Trainieren eines Netzes mit statischer Topologie

nachträgliches Entfernen der unwichtigsten Neuronen

solange Klassifikationsgüte verbessert wird

Schlußfolgerung



statische Topologie: niedrige Klassifikationsgüte, aber relativ schnell

Pruning: beste Klassifikationsgüte, aber sehr hoher Laufzeitaufwand zum Training

7.3 Neuronale Netze

Diskussion

+ im allgemeinen sehr hohe Klassifikationsgüte

beliebig komplexe Entscheidungsflächen

+ robust gegen Rauschen in den Trainingsdaten

+ Effizienz der Anwendung



- schlechte Verständlichkeit

lernt nur Gewichte, aber keine Klassenbeschreibung

- Ineffizienz des Lernens

sehr lange Trainingszeiten

- keine Integration von Hintergrundwissen

