

Data Warehousing und Data Mining

Kapitel 4: KDD & Data Mining

Folien teilweise übernommen von Matthias Gimbel

Gliederung

Diese Vorlesung gliedert sich wie folgt:

- Einführung: Klassische Fragestellungen
- Data-Mining-Aufgaben
- Data-Mining-Verfahren
- KDD-Prozess

Data Warehousing und Data Mining

Kapitel 4: KDD & Data Mining
- Einführung -

Motivation #1

- Automatisierte Erfassung und Erzeugung von Daten nimmt stetig zu.
- Dauerhafte Speicherung von Daten wird immer günstiger.
- riesige Datenfriedhöfe in Wissenschaft und Wirtschaft
- manuelle Sichtung unmöglich
- Vielzahl von Informationen über Sachverhalte enthalten
- oft nicht einmal Ansatzpunkt für konkrete Fragestellung klar

Motivation #2

Gibt es eine Möglichkeit, in solchen riesigen Datenmengen interessante Zusammenhänge automatisiert zu entdecken und zu validieren?

■ vorher:

- Standardisierte Berichte für bekannte Fragen
- Ad-hoc-Anfragen (SQL) für konkrete Hypothesen

■ KDD

- Neue Entwicklungen an der Schnittstelle zwischen
 - Maschinellem Lernen
 - Datenbanktechnik
 - Statistik

Fragestellungen

■ Beispiel: Einzelhandel

- oft gemeinsam gekaufte Produkte
- treue Kunden, Premium-Kunden und Schnäppchen-Jäger
- Spezifische Interessensgruppen
- Erfolg einer Marketing-Aktion
- Absatzchancen neuer Produktsegmente
- Cross-Selling (Partnerschaft mit anderen Anbietern)
- Bestandsplanung (Wann kaufen Kunden wieviel wovon?)

Fragestellungen

- Beispiel: Telekommunikationsbranche
 - Auffinden von Kundengruppen, Gemeinsamkeiten zwischen Kunden
 - Familien, Wenigtelefonierer, Vielsurfer
 - Design von Spezialtarifen, Aktionsangeboten
 - Finden illegaler Nutzer
 - Kundenbindung - Customer Relationship Management (CRM)
 - Customer lifetime value
 - Rentabilität von Verlängerungsangeboten

Fragestellungen

■ Beispiel: Banken

- Finden von Kriterien für die Kreditwürdigkeit von Kunden
- Prognose von Aktienkursen

■ Beispiel: Wissenschaft

- Wirksamkeit von Medikamenten
- Zusammenhang von Umwelteinflüssen und Krankheiten
- Finden von Genen in DNA-Strängen

Fragestellungen

- Beispiel: Web (Clickstream Analysis)
 - Identifikation von Web-Transaktionen
 - Häufigkeit des Seitenbesuchs
 - Verweildauer auf einer Seite
 - Häufige Navigationspfade durch Web-Site
 - Welche Faktoren führen zu Abbruch?
 - Welche Navigationspfade führen zu erfolgreichen Abschlüssen?

Definitionen

- *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) is the non-trivial process of identifying **valid, novel, potentially useful, and ultimately understandable** patterns in data.“
(Fayyad, Piatetsky-Shapiro, Smyth, 1996)

- *Data Mining*: verschiedene Ansichten
 - Prozess der Wissensgewinnung insgesamt
 - spezielle Stufe dieses Prozesses: Anwendung der eigentlichen Lernverfahren

Definitionen

- **valid**
gültig, statistisch gesichert
- **novel**
neuartig, nicht schon bekannt
- **potentially useful**
tatsächlich verwertbar
- **ultimately understandable**
für den menschlichen Betrachter interpretierbar und verständlich

- **Patterns**
Muster, Zusammenhänge, Wissen

Data Warehousing und Data Mining

Kapitel 4: KDD & Data Mining
- Data-Mining-Aufgaben -

Data-Mining-Aufgaben

- Fragestellungen führen aus Data-Mining-Sicht zu verschiedenen Aufgaben (Tasks) mit verschiedenen Eigenschaften:
 - Format der Wissensrepräsentation (am wichtigsten)
 - Regeln
 - Formeln / Modelle
 - Beispielinstanzen (Repräsentanten für Gruppe)
 - Kategorien: akzeptieren, ablehnen
 - Lernart
 - überwacht: Ergebniskategorien sind vorgegeben
 - unüberwacht: Ergebniskategorien werden vom Verfahren bestimmt

Data-Mining-Aufgaben

- Format der Ein-/Ausgabewerte
 - numerisch
 - kontinuierlich: 38,4°C
 - diskret: Noten von 1-6
 - textuell
 - nominal (beliebige Anzahl Ausprägungen)
 - kategorisch (begrenzte Anzahl Ausprägungen)
 - (rot, grün, blau)
 - linear (begrenzte Anzahl Ausprägungen, Ordnung zwischen den Ausprägungen)
 - (kalt, lauwarm, warm, heiß)

Klassifikation

- Ziel
 - Zuordnung von Datensätzen zu vorgegebenen Klassen
- Ausgangspunkt
 - Menge von Datensätzen mit Erfahrungswerten (also bereits klassifiziert)
- Lernproblem
 - Suche Klassifikator für neue Daten
- Beispiele
 - Kreditwürdigkeit:
If $\text{Alter} < 30$ and $\text{Einkommen} < 15000$: kein Kredit
 - Wettervorhersage:
If $\text{Temp} = \text{hot}$ and $\text{Humidity} > 85\%$: Gewitter

Klassifikation

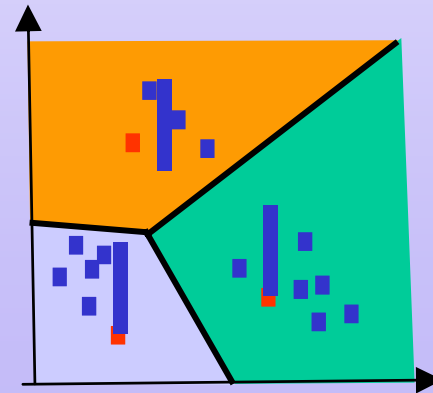
- Wissensrepräsentation
 - Regeln
- Eingabeformat
 - Attribute: beliebig
 - Klassen: diskret (Zahlen) oder Kategorien (Text)
- Lernart
 - überwacht (Klassen sind vorgegeben)

Segmentierung, Clustering

- Ziel
 - Einteilung der Daten in interessante und aussagekräftige Gruppen
- Ausgangspunkt
 - Menge von Datensätzen mit bestimmten Merkmalen
- Lernproblem
 - Gruppierung dieser Datensätze aufgrund ähnlicher Merkmale
- Beispiele
 - Identifikation von Kundengruppen
 - Zusammenfassen ähnlicher Fieberkurven

Segmentierung, Clustering

- Wissensrepräsentation
 - Beispielinstanzen oder abstrakte Kategorien (die der nachträglichen Interpretation bedürfen)
- Eingabeformat
 - entweder numerisch oder textuell linear (wegen notwendigem Abstandsmaß)
- Ausgabeformat
 - kategorisch
- Lernart
 - unüberwacht



Numerische Prognose

- Ziel
 - Vorhersage numerischer Werte
- Ausgangspunkt
 - Zeitreihe(n) von Werten
- Lernproblem
 - Modell, das den Wert eines bestimmten Merkmals zum (zukünftigen) Zeitpunkt x vorhersagt.
- Beispiele
 - Verkehrsprognose
 - Aktienkursprognose
 - Temperaturvorhersage
 - Voraussage kritischer Betriebszustände
 - Stromverbrauchsprognose

Numerische Prognose

- Wissensrepräsentation
 - Formel oder Modell
- Ein-/Ausgabeformat
 - numerisch
- Lernart
 - überwacht
(Einstellen der Formel oder des Modells basiert meist auf Trainingsdaten aus der Vergangenheit)

Ähnlichkeitsanalyse

- Ziel
 - Suchen signifikanter Ähnlichkeiten zwischen Datensätzen oder Ereignissen
- Ausgangspunkt
 - Datenmenge
- Lernproblem
 - Finden von Zusammenhängen zwischen Merkmalen innerhalb oder zwischen Datensätzen
- Beispiele
 - Supermarkt:
If Chips then Beer
 - Energieversorger:
If temp > 80 then innerhalb 10 min Stromausfall

Ähnlichkeitsanalyse

- Wissensrepräsentation
 - Regeln
- Ein-/Ausgabeformat
 - numerisch: diskret
 - textuell: kategorisch
- Lernart
 - unüberwacht

Abweichungsanalyse

- Ziel
 - Suchen von Ausreißern in einem Datenbestand
- Ausgangspunkt
 - Datenbestand
- Lernproblem
 - Finde Datensätze, die erheblich vom Rest abweichen
- Beispiele
 - Identifikation von Kreditkartenbetrügern anhand der räumlichen Entfernung und des Betrags von Transaktionen
 - Entdeckung von Klausurmanipulationen ...

Abweichungsanalyse

- Wissensrepräsentation
 - Instanzbasiert
- Ein-/Ausgabeformat
 - numerisch: kontinuierlich oder diskret (Abstandsmaß muss definiert sein)
 - textuell: nicht nominal
- Lernart
 - unüberwacht

Data Warehousing und Data Mining

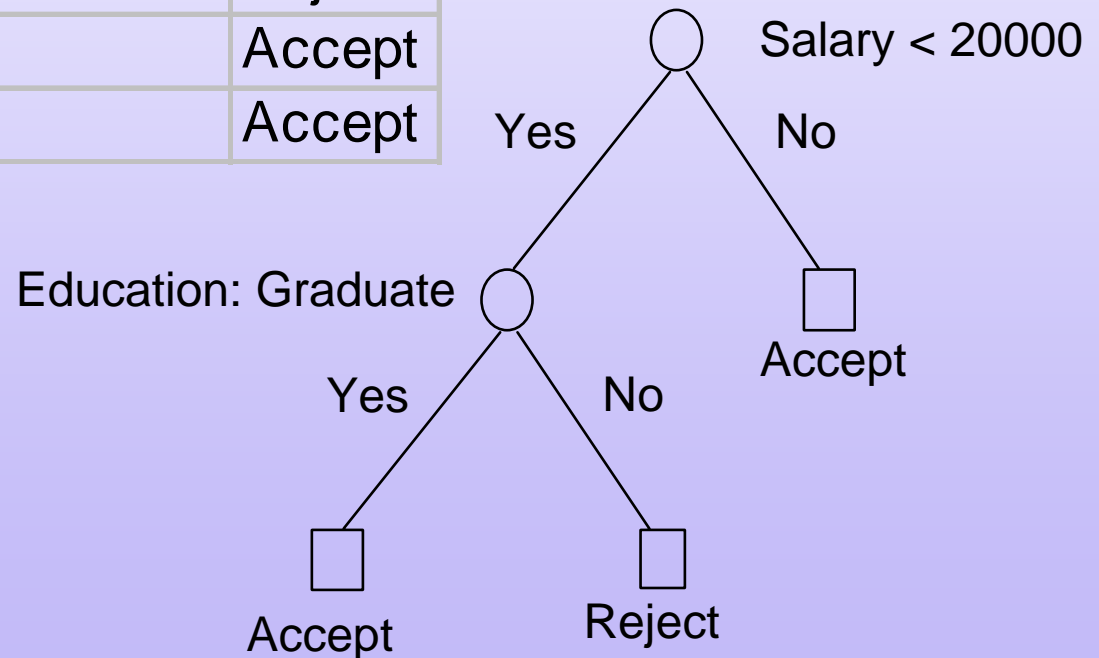
Kapitel 4: KDD & Data Mining
- Data-Mining-Verfahren -

Data-Mining-Verfahren

- Für jede Aufgabenstellung gibt es eine große Zahl von Verfahren
- Sie unterscheiden sich bezüglich
 - Komplexität
 - Qualität des eingesetzten Bewertungsmaßes
 - Restriktionen bezüglich Eingabedatentypen
 - Skalierbarkeit
- Wir werden jeweils einen wichtigen Vertreter herausgreifen

Entscheidungsbäume #1

Salary	Education	Label
10000	High school	Reject
40000	Under graduate	Accept
15000	Under graduate	Reject
75000	Graduate	Accept
18000	Graduate	Accept



Entscheidungsbäume #2

- Aufbau: Rekursives Verfahren
 - Initialisierung
 - Erstelle Wurzelknoten, betrachte alle Datensätze
 - In jedem Knoten:
 - Wähle das Attribut als Splitattribut, das bei einer entsprechenden Teilung der Daten in den entstehenden Teilmengen eine Klassifikation mit höchster Trefferquote erzeugt.
 - Unterteile die Daten in disjunkte Untermengen anhand des gewählten Splits; Erzeuge entsprechende Unterzweige.
 - Mache mit Unterknoten und ihren jeweiligen Untermengen genauso weiter, bis die Untermengen hinreichend homogen klassifiziert sind.

Entscheidungsbäume #3

- Spannende Frage: Wie wähle ich günstiges Splitattribut aus?
 - Verschiedene Bewertungsmaße für durchgeführte Splits bei unterschiedlichen Verfahren
 - Beispiel: *information gain* bei C4.5 (Programm/Algorithmus zur Ableitung von Entscheidungsbäumen), der auf der informationstheoretischen Entropie beruht:
 - Informationsgehalt einer Botschaft ist der negative Logarithmus ihrer Wahrscheinlichkeit
 - Informationsgehalt einer Klassifikation ist die Summe der negativen Logarithmen der Zugehörigkeitswahrscheinlichkeiten über alle Elemente
 - Maximiere *information gain* = Informationsgehalt vor Split – Informationsgehalt nach Split

Entscheidungsbäume #4

■ Beobachtungen

- Greedy-Algorithmus, d.h. initiale Attributauswahl ist entscheidend!
- Widersprüche möglich, d.h. Klassifikation auf Blattebene immer nur mit $p\%$ Konfidenz
- Komplexität: hoch
(pro Knoten und getestetes Splitattribut ein Durchgang durch die Daten!)
- Einsatzgebiet: Klassifikation

Klassifikationsregeln #1

Entscheidungsbaum liefert Regeln der Form

$$(A = 5) \text{ and } (B < 3) \Rightarrow C$$

durch Greedy-Algorithmus.

- Alternative: Direktes Absuchen des Rule Space
 - Vorgehensweise:
 - (1) Generiere zufällige Regeln aus den Attributwerten
 - (2) Prüfe Qualität der Regeln anhand der Daten
 - (3) Wähle die besten Regeln aus
 - Problem
 - Komplexität: sehr hoch (exponentieller Rule Space)

Klassifikationsregeln #2

- Regelwerk wird oft auch aus Entscheidungsbaum generiert wegen
 - besserer Strukturierung (keine Widersprüche)
 - Effizienz (kein exponentielles Absuchen des Regelraums)
- Oft besseres Endergebnis als Entscheidungsbaum wegen:
 - Flexiblerem Pruning (beliebige Einschränkungen weglassen) → Korrektur der Greedy-Problematik
- Häufiges Vorgehen:
 - unterschiedliche Entscheidungsbäume generieren
 - häufig auftretende Regeln extrahieren

k-Nächster Nachbar

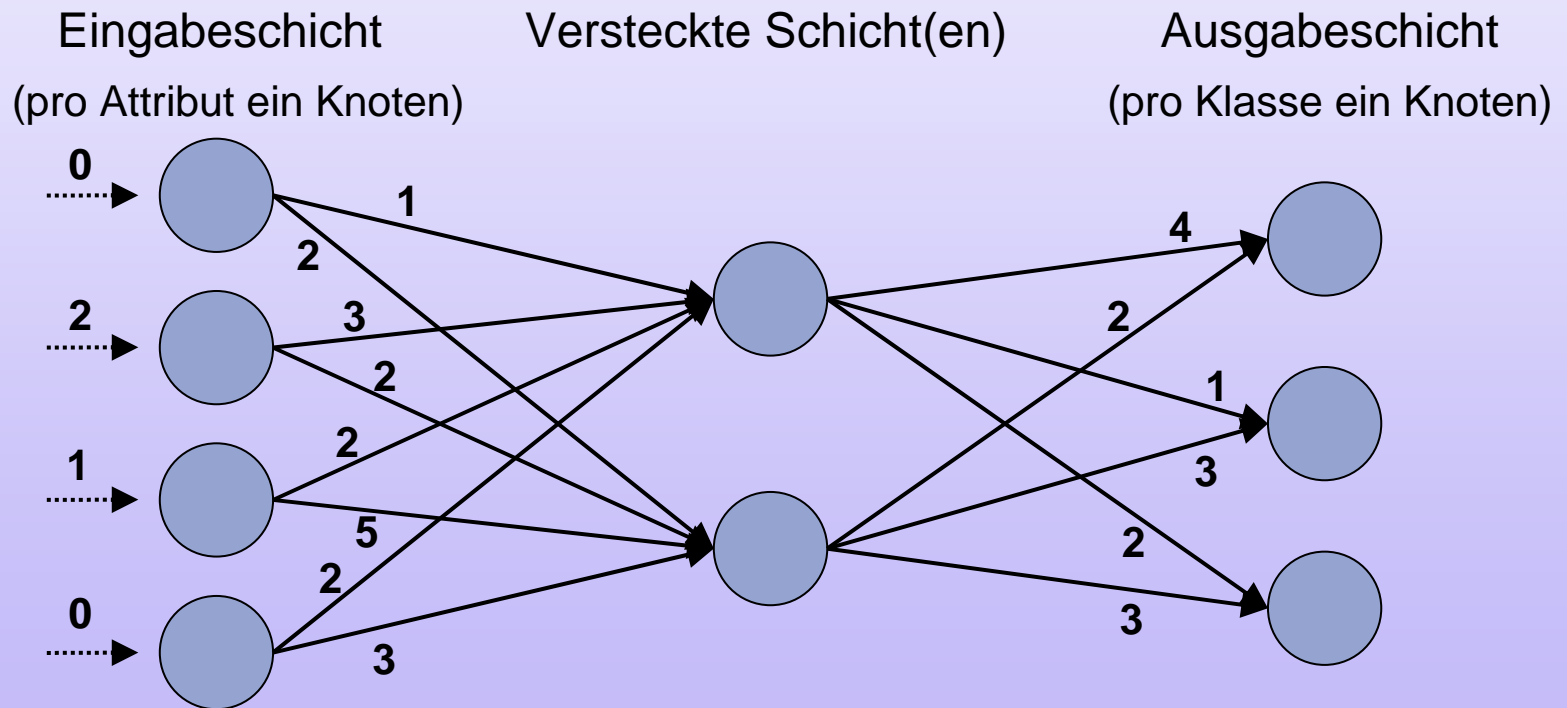
- Aufgabe: Finde zu neuem Tupel die Klasse
- Kein spezieller Lernschritt notwendig
- Feststellung der Klasse eines neuen Tupels:
 - 1.Schritt: Bestimmung der k Tupel, die dem neuen Tupel am nächsten sind
 - 2.Schritt: anhand der Klassen der k Tupel wird die neue Klasse festgelegt.
 - k: Anzahl der Tupel
- Einsatz: Klassifikation
- Problem: Metrik für Abstand benötigt
- Komplexität: hoch

Neuronale Netze #1

- Meist Feed-Forward-Netze:
 - Neuronen in Schichten
 - **Verarbeitung pro Knoten in 2 Schritten:**
 - (1) Gewichtung der Eingabewerte und Addition zu einem Wert
 - (2) Übergabe des Wertes an Schwellwertfunktion
 - Lernprozess
 - Auswertung des Fehlers
 - Anpassung der Netzparameter, meist Rückrechnung des Fehlers durch Backpropagation-Lernregel

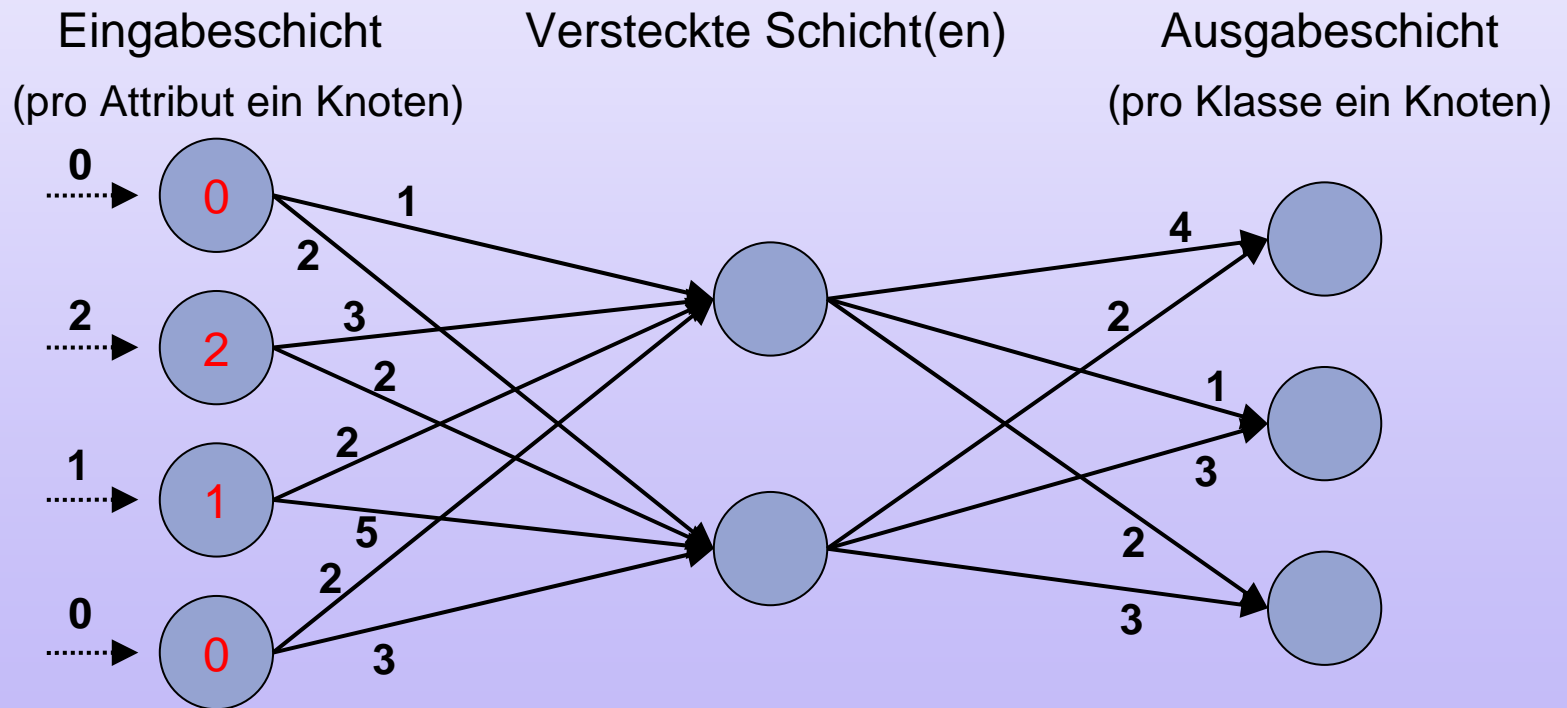
Neuronale Netze #2

Schwellwertfunktion $s(x)=x$



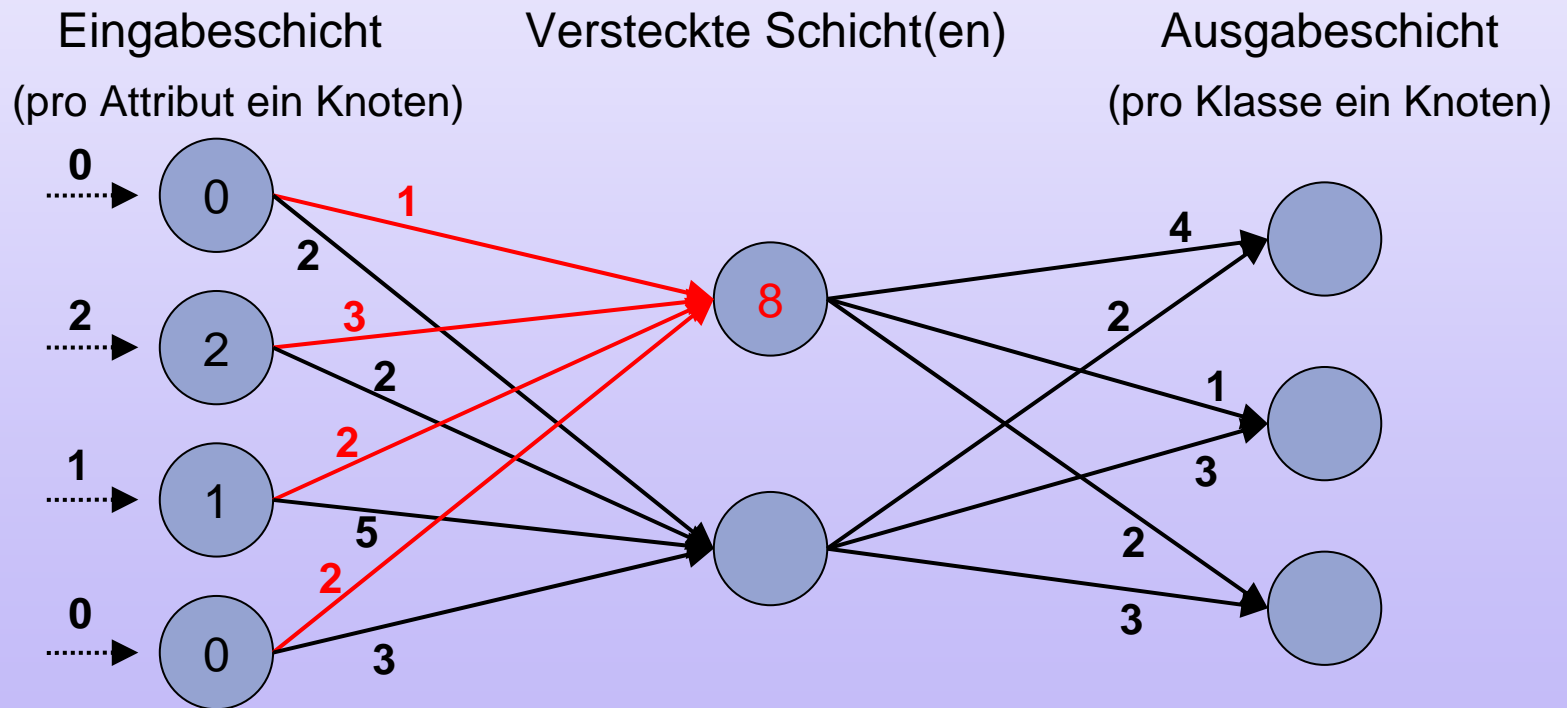
Neuronale Netze #2

Schwellwertfunktion $s(x)=x$



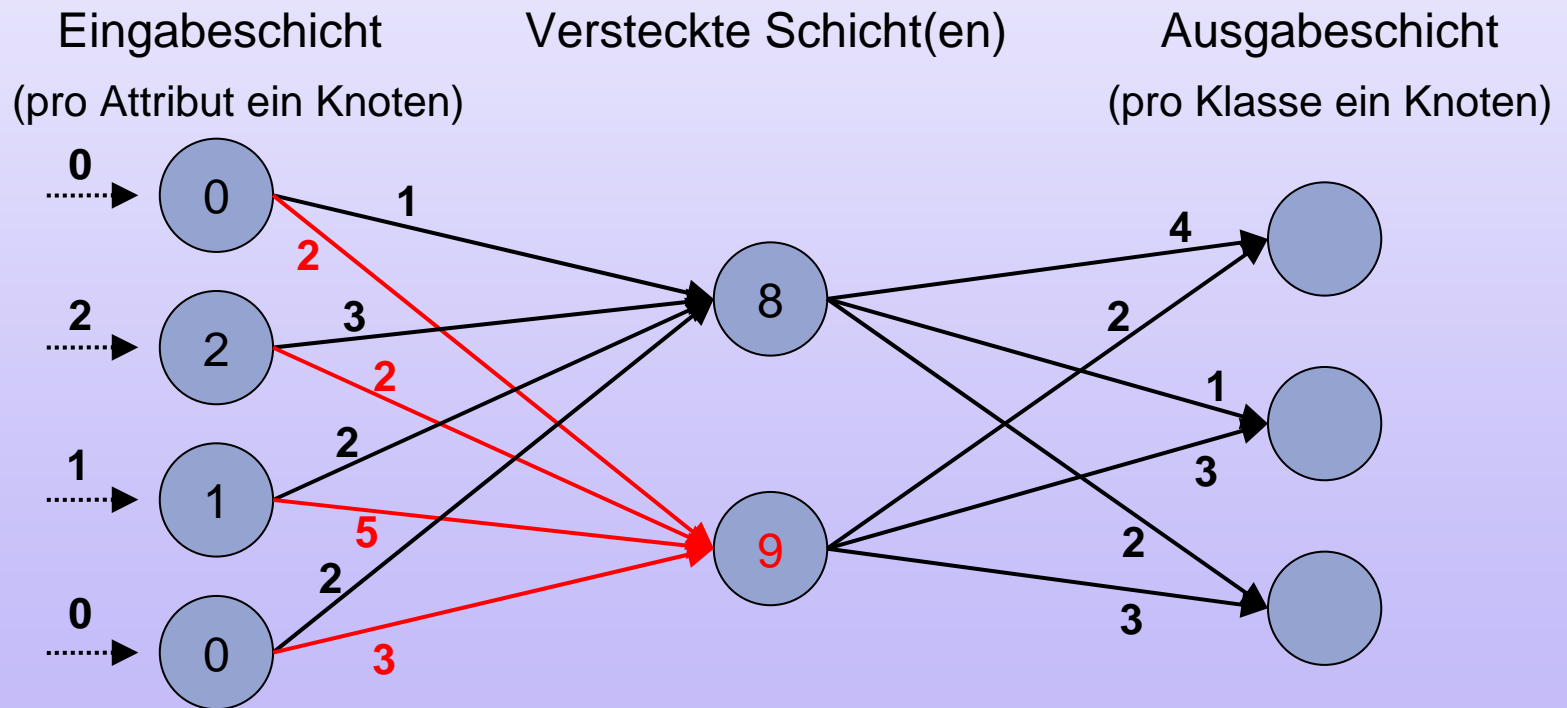
Neuronale Netze #2

Schwellwertfunktion $s(x)=x$



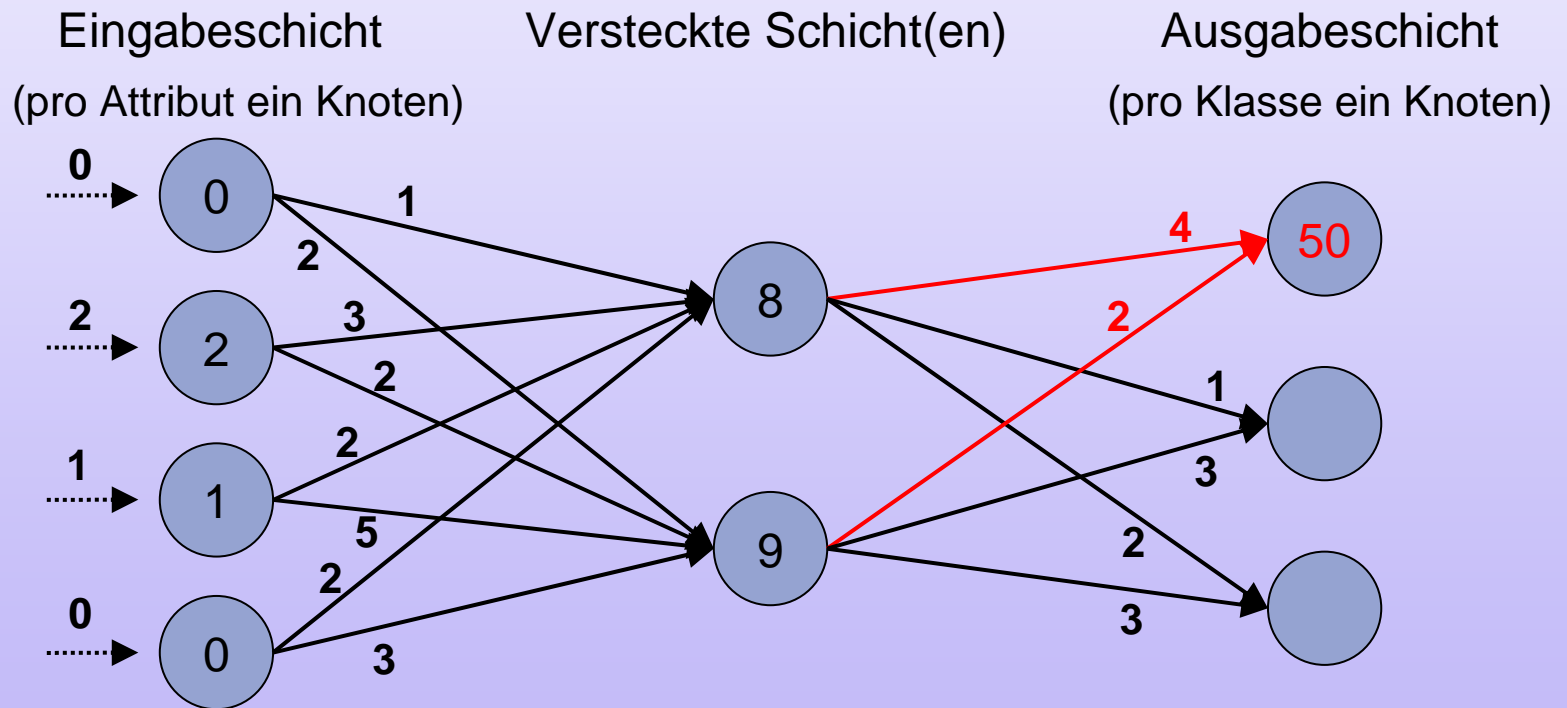
Neuronale Netze #2

Schwellwertfunktion $s(x)=x$



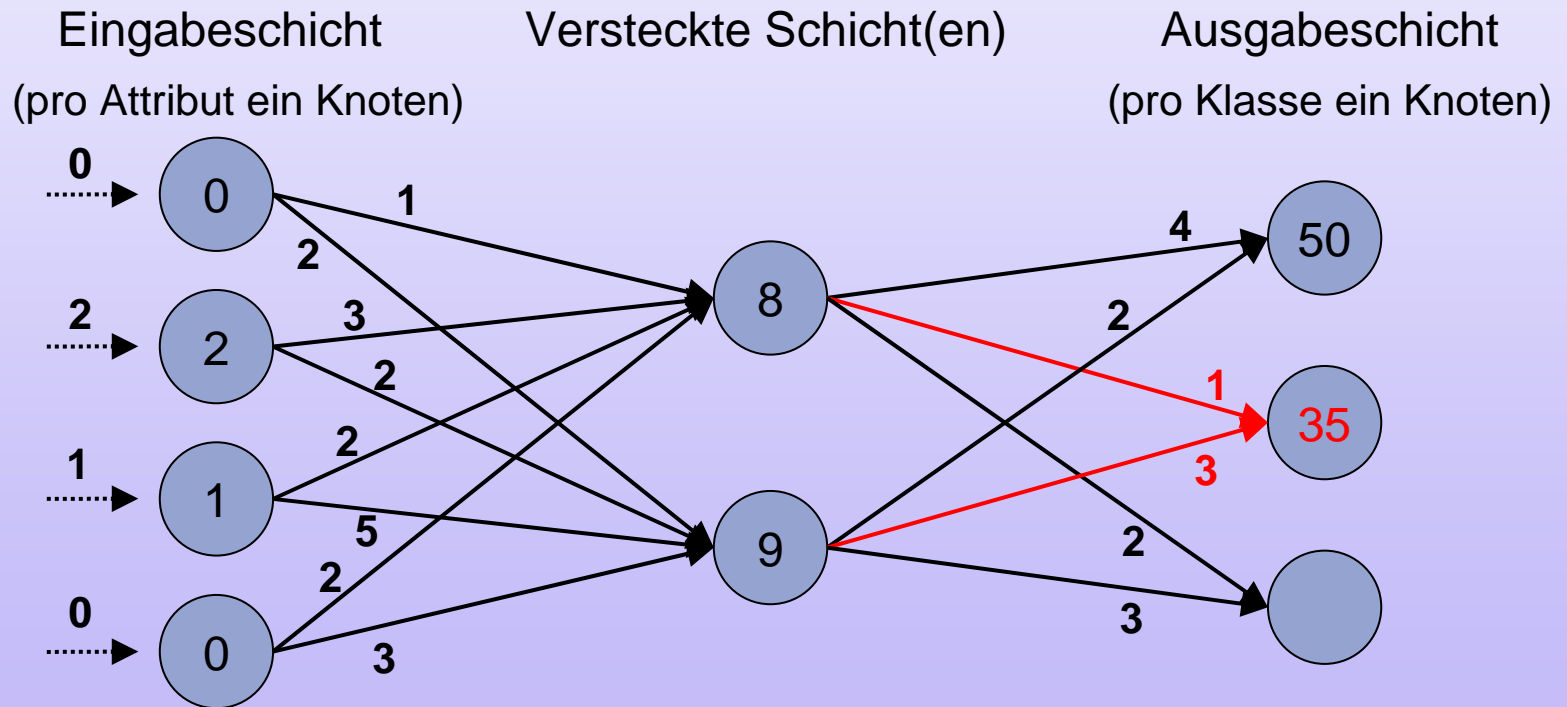
Neuronale Netze #2

Schwellwertfunktion $s(x)=x$



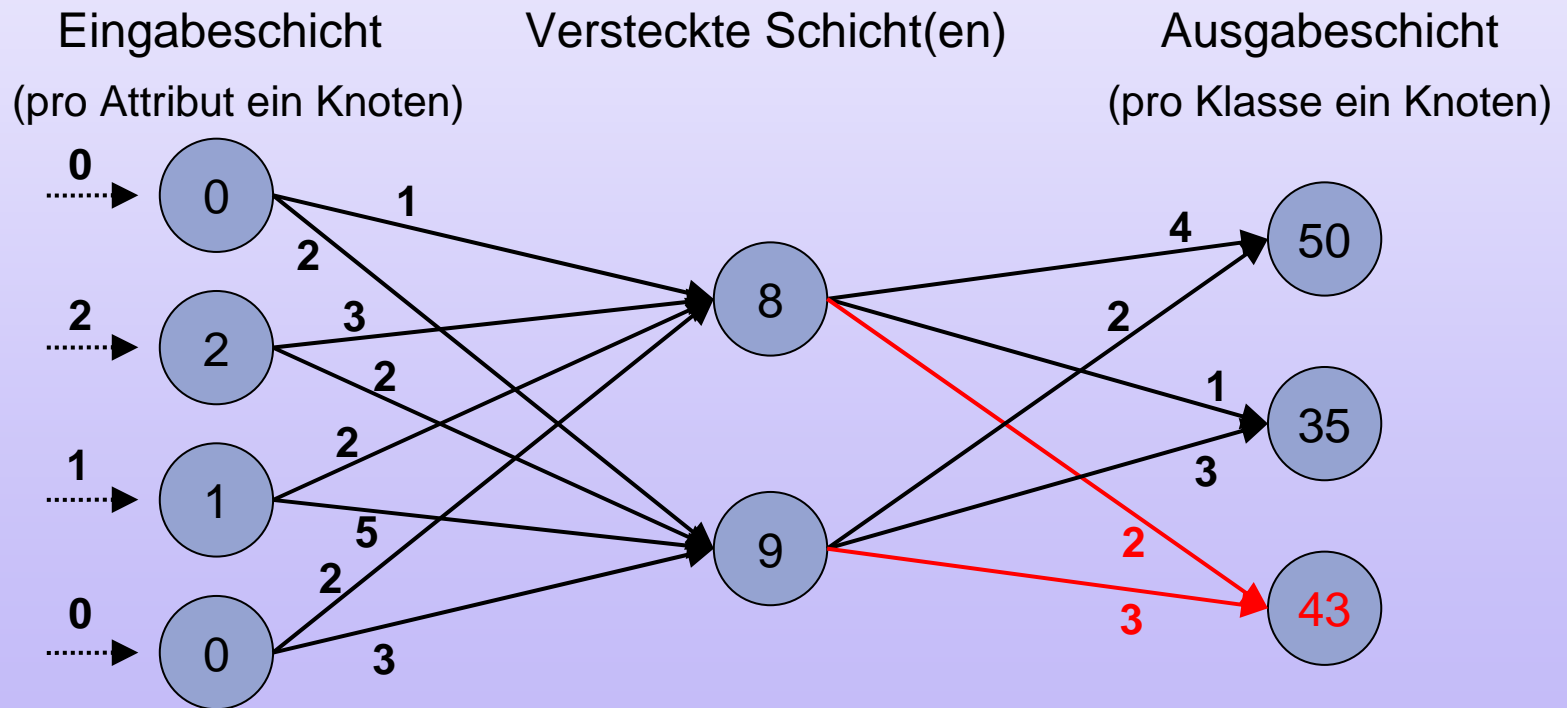
Neuronale Netze #2

Schwellwertfunktion $s(x)=x$



Neuronale Netze #2

Schwellwertfunktion $s(x)=x$



Neuronale Netze #3

■ Einsatz:

- Klassifikation: jeder Ausgang repräsentiert eine Klasse
- Numerische Prognose: ein Ausgang liefert den Prognosewert
- Eingangscodierung analog: numerisch oder pro Eingang ein Wert

■ Komplexität: recht hoch

■ Problem: trainiertes Modell für den Menschen schwer (nicht) interpretierbar

Assoziationsregeln #1

- Gegeben
 - einige Mengen von Objekten $\{a,b\}$, $\{c,a\}$, $\{a,c,e\}$, ...
- Ziel
 - Suche Assoziationen der Form: $X \rightarrow Y$
 - Wenn X in Menge, dann auch Y in Menge $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$,
 $Y = \{y_1, \dots, y_n\}$
- Einsatz
 - Ähnlichkeitsanalyse
- (Klassisches) Beispiel
 - Wenn ein Kunde Pampers und Babynahrung kauft, dann kauft er auch Bier.

Assoziationsregeln #2

- Regel muss eine minimale Konfidenz (confidence) besitzen:
 - 1 & 2 \rightarrow 3 hat 90% Konfidenz, wenn ein Kunde, der 1 und 2 kauft, in 90% aller Fälle auch 3 kauft.

Anzahl der Kassenbons mit Produkten 1 und 2 und 3

Anzahl der Kassenbons mit Produkten 1 und 2

- Regel muss eine minimale Unterstützung (support) besitzen:
 - 1 & 2 \Rightarrow 3 sollte für einen minimalen prozentualen Anteil der Käufe gelten, um einen Geschäftswert zu haben.

Anzahl der Kassenbons mit Produkten 1 und 2 und 3

Anzahl aller Kassenbons

Assoziationsregeln #3

■ Apriori-Algorithmus

- Finde alle Mengen an Artikeln, die eine bestimmte minimale Unterstützung (support) haben:
 - Starte mit Mengen der Größe 1
 - Kombiniere in jedem Schritt zu Mengen der Größe $n+1$
 - Apriori-Regel: JEDE Untermenge einer Menge mit minimaler Unterstützung muss selbst minimale Unterstützung haben → Einschränkung der Kandidatenmenge
- Für alle Kombinationen aus den oben gefundenen Mengen:
 - Generierung aller Regeln
 - Bestimmung Konfidenz

Assoziationsregeln #4

- Beispiel: minimaler Support = 0,7

Datenbank

TID	Itemset
1	{1,3,4}
2	{2,3,5}
3	{1,2,3,5}
4	{2,5}

Assoziationsregeln #4

- Beispiel: minimaler Support = 0,7

Datenbank

TID	Itemset
1	{1,3,4}
2	{2,3,5}
3	{1,2,3,5}
4	{2,5}

1. Scan

Itemset	Support
{1}	0,5
{2}	0,75
{3}	0,75
{4}	0,25
{5}	0,75

Assoziationsregeln #4

- Beispiel: minimaler Support = 0,7

Datenbank

TID	Itemset
1	{1,3,4}
2	{2,3,5}
3	{1,2,3,5}
4	{2,5}

1. Scan

Itemset	Support
{1}	0,5
{2}	0,75
{3}	0,75
{4}	0,25
{5}	0,75

Häufige

Itemset	Support
{2}	0,75
{3}	0,75
{5}	0,75

Assoziationsregeln #4

- Beispiel: minimaler Support = 0,7

Datenbank

TID	Itemset
1	{1,3,4}
2	{2,3,5}
3	{1,2,3,5}
4	{2,5}

1. Scan

Itemset	Support
{1}	0,5
{2}	0,75
{3}	0,75
{4}	0,25
{5}	0,75

Häufige

Itemset	Support
{2}	0,75
{3}	0,75
{5}	0,75

Kombinieren

Itemset
{2,3}
{2,5}
{3,5}

Assoziationsregeln #4

- Beispiel: minimaler Support = 0,7

Datenbank

TID	Itemset
1	{1,3,4}
2	{2,3,5}
3	{1,2,3,5}
4	{2,5}

1. Scan

Itemset	Support
{1}	0,5
{2}	0,75
{3}	0,75
{4}	0,25
{5}	0,75

Häufige

Itemset	Support
{2}	0,75
{3}	0,75
{5}	0,75

Kombinieren

Itemset
{2,3}
{2,5}
{3,5}

2. Scan

Itemset	Support
{2,3}	0,5
{2,5}	0,75
{3,5}	0,5

Assoziationsregeln #4

- Beispiel: minimaler Support = 0,7

Datenbank

TID	Itemset
1	{1,3,4}
2	{2,3,5}
3	{1,2,3,5}
4	{2,5}

1. Scan

Itemset	Support
{1}	0,5
{2}	0,75
{3}	0,75
{4}	0,25
{5}	0,75

Häufige

Itemset	Support
{2}	0,75
{3}	0,75
{5}	0,75

Kombinieren

Itemset
{2,3}
{2,5}
{3,5}

2. Scan

Itemset	Support
{2,3}	0,5
{2,5}	0,75
{3,5}	0,5

Häufige

Itemset	Support
{2,5}	0,75

Assoziationsregeln #5

- itemsets aus 3-Elementen?
 - Gibt's keine mehr - Warum?
- Regeln aus häufigen Itemsets bauen
- In unserem Fall:
 - 2 -> 5 mit Konfidenz 1
 - 5 -> 2 mit Konfidenz 1
- Im Allgemeinen
 - aus allen denkbaren Teilmengen eines Itemsets Regeln bauen

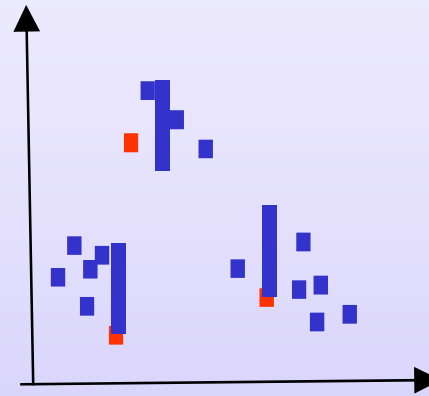
k-means-Clustering #1

- Aufgabe: Zusammenfassung beliebig-dimensionaler Daten zu Gruppen
- Algorithmus
 - Initialisierung
 - (1): aus Datenbestand werden k Tupel als Repräsentanten von Clustern gewählt
 - Iteration:
 - (2): Zuordnung der Tupel zu dem ähnlichsten Repräsentanten
 - (3): Anpassung der Repräsentanten
- Problem: Festlegung von $k = \#Cluster!$

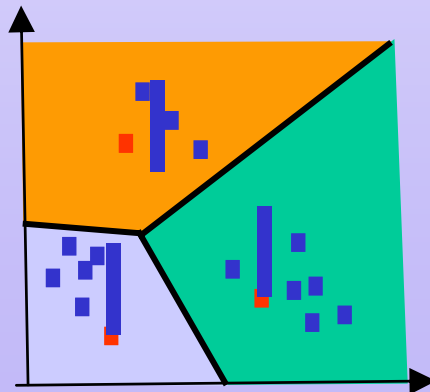
k-means-Clustering #2

k=3

1. Auswahl der Repräsentanten

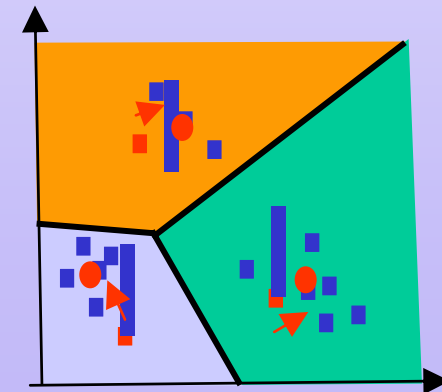


2. Zuordnung der Objekte



3. Anpassung der Repräsentanten

Iteration



Genetische Algorithmen #1

- eigentlich ein Optimierungsverfahren
- basiert auf Populationen von Individuen
- Optimierung der Population durch genetische Operatoren:
 - Selektion
(Auswahl)
 - Mutation
(Änderung eines oder mehrerer Merkmale)
 - Crossover
(Kombination von Merkmalen verschiedener Individuen)

Genetische Algorithmen #2

- Grundlage
 - Optimierungskriterium (fitness)
- Einsatz
 - Klassifikation
 - Numerische Prognose

Ausreißeranalyse

- basiert auf statistischer Verteilung (→ Verteilung schätzen) oder bestimmtem Distanzmaß
- Beispiel
 - Distance-based Outliers
 - Tupel x ist ein (p, D) -Outlier, wenn mindestens der Anteil p aller Tupel einen größeren Abstand als D besitzt.

Knorr, Ng; VLDB 1998

- Problem
 - Abbildung nominaler Werte (wegen Distanzmaß)

Zeitreihenanalyse

- Analyse von Zeitreihen, also Folgen numerischer und nominaler Werte mit Zeitstempel
- 2 Stoßrichtungen und Einsatzbereiche
 - Mustererkennung (Clustering, Merkmalsextraktion), also Ähnlichkeitssuche auf Zeitreihen, Finden von Ereignissen
 - Generierung von Regeln
 - Wenn Kunde A und B kauft, dann innerhalb 3 Wochen auch C.
- spannend: Kombination aus beidem!

Text Mining

- Anwendung intelligenter Verfahren auf Texte
 - Zusammenfassen ähnlicher Dokumente
 - Klassifikation von Dokumenten
- Voraussetzung: Umwandlung von Texten in verwertbare Form, Merkmalsextraktion
 - Überführung in Tokens ohne Leerzeichen und Kleinschreibung
 - Entfernen von Stopwords (und, in ,...)
 - Stemming: Überführung in die Grundform (lesend, gelesen => lesen,)

Beispiel: Vivisimo.com

- Hierarchisches Clustering
 - Starte mit häufigen Wörtern
 - Fasse gemeinsam auftretende Basiscluster zu höheren Clustern zusammen
- Anwendung auf Suchmaschine
 - Weiterverarbeitung der Suchergebnisse durch hierarchisches Clustering

Beispiel: Vivisimo.com

The screenshot displays the Vivisimo search engine interface. At the top, there is a navigation bar with links: HOME | ABOUT | PRODUCTS | FAQ | DEMOS | LIINK | PRESS | JOBS | COITACT | HELP!. Below this is the Vivisimo logo and a search bar containing the text 'Suchmaschinen'. To the right of the search bar is a dropdown menu set to 'Web Engines' and a 'Search' button. Below the search bar are links for 'Advanced Search', 'Help!', and 'Tell us what you think!'. On the left side, there is a navigation tree with categories like 'Suchmaschinen', 'Llek Bookmarks', 'Deutschsprachige Suchm.', 'Eintrag', 'Kostenloser', 'Und Optimierung', 'Webpromotion', 'Url', 'Eintragen', 'Anmeldung', 'Kataloge', and 'Suchdienste'. The 'Webpromotion' category is expanded, showing sub-items like 'Promomasters Suchmasc' and 'multisubmit.at - Das Eint'. The main content area displays search results for the category 'Suchmaschinen > Eintrag > Webpromotion', which contains 2 documents. The first result is '1. Promomasters Suchmaschinen Eintrag professionelle Webpromotion' with a URL of 'http://www.promomasters.at/'. The second result is '2. multisubmit.at - Das Eintrags- und Promotionservice' with a URL of 'http://www.multisubmit.at/'. At the bottom, there is a 'Go' button, a 'STATUS' field, and a 'SAVE' button.

HOME | ABOUT | PRODUCTS | FAQ | DEMOS | LIINK | PRESS | JOBS | COITACT | HELP!

Suchmaschinen Web Engines Search

Advanced Search Help! Tell us what you think!

Suchmaschinen

- Llek Bookmarks
- Deutschsprachige Suchm.
- Eintrag
 - Kostenloser
 - Und Optimierung
 - Webpromotion
 - Promomasters Suchmasc
 - multisubmit.at - Das Eint
 - Url
 - Suchmaschinen .de - FÄ¼r c
- Eintragen
- Anmeldung
- Kataloge
- Suchdienste

Category **Suchmaschinen > Eintrag > Webpromotion** contains 2 documents.

- Promomasters Suchmaschinen Eintrag professionelle Webpromotion** [Open in New Window] [Full Window] [Preview]
Der **Suchmaschinen Eintrag** die professionelle Webpromotion von Promomasters Suchmaschinen eintrag. Optimierung und Homepage Erstellung danach Suchmaschinen eintragung in 5000 bis 7000 **Suchmaschinen**. Der Full Service Eintragsdienst und Eintragservice ü
URL: <http://www.promomasters.at/>
Source: MSN 45th
- multisubmit.at - Das Eintrags- und Promotionservice** [Open in New Window] [Full Window] [Preview]
Gratis Eintragung in 20 Österreichische und deutsche **Suchmaschinen** - Webpromotionservice, Gratis Webpromotion für deutschsprachige Seiten in Deutschland, Österreich und Schweiz.
URL: <http://www.multisubmit.at/>
Source: MSN 38th

[Top]

HIDE FRAME Search the results Go STATUS SAVE

Web Mining

■ 3 Stoßrichtungen

- Inhaltsanalyse: Web Content Mining
 - Text Mining auf Web-Daten
- Strukturanalyse: Web Structure Mining
 - Schließen thematischer Zusammenhänge aus Linkstruktur des Web (Gruppen, die aufeinander verweisen, arbeiten am gleichen Thema, ...)
- Nutzungsanalyse: Web Usage Mining
 - Analyse von Weblogs, z.B. mittels Sequenzanalyse, um häufige Navigationsabfolgen zu finden

Data Warehousing und Data Mining

Kapitel 4: KDD & Data Mining
- KDD-Prozess -

KDD-Prozess

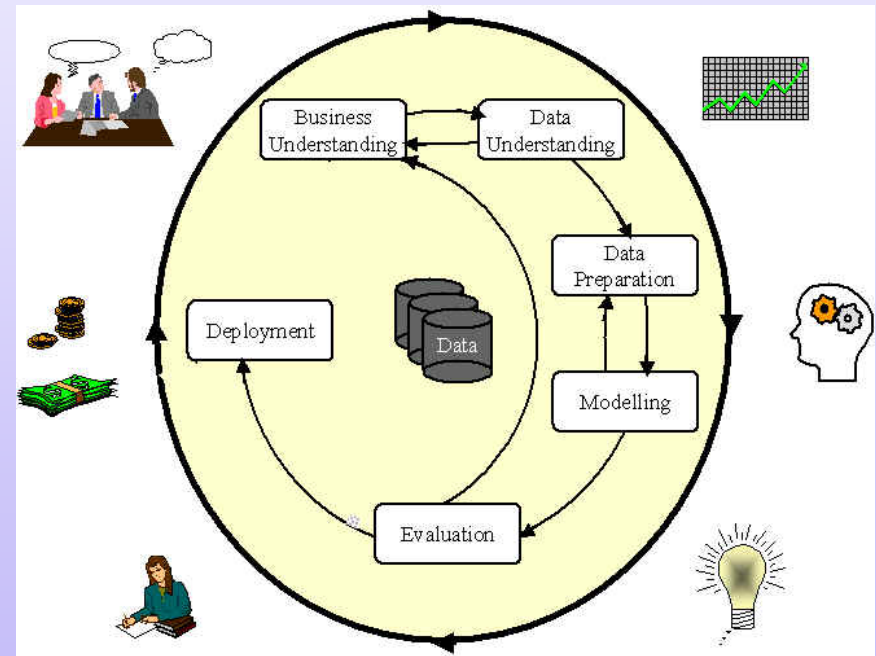
- Anwendung einzelner Verfahren reicht nicht:
 - richtiges Verfahren muss erst gefunden werden
 - richtige Parameter müssen erst gefunden werden
 - spannender Ausschnitt aus dem Datenbestand muss erst gefunden werden
 - Daten müssen vorverarbeitet werden
- ➔ interaktiver, iterativer und explorativer Prozess!

KDD-Prozess

■ CRISP-DM

(»Cross Industry Standard Process for Data Mining«)

- Zusammenschluss verschiedener Hersteller- und Anwenderfirmen
- definiert allgemeines Prozessmodell



Business Understanding

- Identifiziere Geschäftsziele
- Analysiere Situation und Umfeld
- Formuliere Data-Mining-Ziele (und Erfolgskriterium!)
- Erstelle Projektplan
 - Zeitaufwand:
 - Data Understanding 20-30%
 - Data Preparation 50-70% (!)
 - Modeling + Evaluation 10-20%
 - Deployment 5-10%

Data Understanding

- Initiale Daten sammeln
 - Quellen identifizieren
 - Konsistenz der Quellen prüfen
- Daten beschreiben
 - Bedeutung und Verteilung der Attribute
- Daten erforschen
 - Visualisierung, interaktive Anfragen (OLAP, ...)
- Datenqualität sicherstellen
 - Missing Values ...

Data Preparation

- Selektieren
- Säubern
 - falsche und fehlende Werte ersetzen
- Vorverarbeiten
 - abgeleitete/aggregierte Attribute berechnen
 - numerische Attribute normieren
- Integrieren
 - Daten aus verschiedenen Quellen
 - semantische Ungleichheiten beachten
- Formatieren

Modeling

- Verfahren auswählen
- Trainings- und Testdaten separieren
- Modell bauen
 - Parameter geeignet einstellen
(in der Regel mehrere Iterationen erforderlich)
- Ergebnis prüfen
 - an formulierten Zielen
 - an bereits bekanntem Wissen
 - gegebenenfalls neue Parameter und nochmal bauen ...

Evaluation & Deployment

■ Evaluation

- Messen an den Business Objectives
- Fehler im Prozess identifizieren

■ Deployment

- Deployment-Plan
- Wie lange soll das Modell genutzt werden?
- Erfahrungen sammeln und dokumentieren

Umsetzung in DBMS

- Größtes Problem: Skalierbarkeit
- Ansätze
 - Verbindung von DB und DM
 - Query Shipping, also Abbildung in SQL
 - spezielle Operatoren im DBMS selbst
 - DM – Spracherweiterungen (DMQL, OLE DB für DM)
 - Materialisierung von Zwischenergebnissen
 - Parallelisierung
 - Interaktive Verfahren

Data-Mining-Werkzeuge

■ Kriterien

- Bedienungsfreundlichkeit (Statistiker, trainierter Anwender, Informatiker,...)
- Skalierbarkeit (Client-Tool, Serverbasiert,...)
- Umfang (kompletter KDD-Prozess, nur einzelne Algorithmen, statistische Pakete,....)
- Preis!

Data-Mining-Werkzeuge

- IBM Intelligent Miner:
 - skalierbar (serverbasiert, läuft auch auf SP/2)
 - gute Datenbankbindung
- SPSS Clementine:
 - sehr benutzerfreundlich
 - (inzwischen) serverbasiert
- SAS Enterprise Miner:
 - gute Anbindung an SAS-Statistikpaket

Data-Mining-Werkzeuge

	Berichtswesen	Analyse	Planung	Data-Mining
Arcplan				
Ascential				
Brio	●	●		
Business Objects	●	▶		
Cognos	●	●	+	▶
Crystal Decisions	●	▶	▶	
Hyperion	▶	●	●	
IBM				●
Informatica	+	+		
Microsoft		▶		+
Microstrategy	●	●		
MIK		●		
MIS	▶	●	●	
NCR Teradata		▶		●
Oracle	▶	▶	●	+
SAP		▶	●	+
SAS	●	●	+	●

+ Neuentwicklung oder Zukauf in den vergangenen Monaten

● verfügbare Funktionalität

▶ eingeschränkte Funktionalität

Quelle: Carsten Bange,
BARC, April 2003

COMPUTER ZEITUNG 19/2003/gk

Einordnung

	SQL-Anfrage	OLAP	Data Mining
Detaillierungsgrad	beliebig	aggregiert	oft auch Detaildaten
Problemanpassung	keine	allgemeine Werkzeuge	spezielle Algorithmen
Datenzugriff	Schlüssel+Attribute	Dimensionen	intern ausgewählt
Vorhensweise	Top-down	Top-down	Bottom-up
Komplexität	gering	mittel	hoch

Literatur

- CRISP-Prozess
 - <http://www.crisp-dm.org>
- Data Mining
 - Ian H. Witten, Eibe Frank. Data Mining
- Software dazu
 - <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka>