

Data Warehousing und Data Mining

Kapitel 4: KDD & Data Mining

Folien teilweise übernommen von Matthias Gimbel

2

Gliederung

Diese Vorlesung gliedert sich wie folgt:

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

SS 2006

Heiko Schepperle: Data Warehousing und Data Mining

BA Karlsruhe

Data Warehousing und Data Mining

Kapitel 4: KDD & Data Mining - Einführung -

4

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

SS 2006

Heiko Schepperle: Data Warehousing und Data Mining

BA Karlsruhe

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

SS 2006

Heiko Schepperle: Data Warehousing und Data Mining

BA Karlsruhe

6

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?)

SS 2006

Heiko Schepperle: Data Warehousing und Data Mining

BA Karlsruhe

7

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

SS 2006

Heiko Scheppert: Data Warehousing und Data Mining

BA Karlsruhe

8

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

SS 2006

Heiko Scheppert: Data Warehousing und Data Mining

BA Karlsruhe

9

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?

SS 2006

Heiko Scheppert: Data Warehousing und Data Mining

BA Karlsruhe

10

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

SS 2006

Heiko Scheppert: Data Warehousing und Data Mining

BA Karlsruhe

11

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

SS 2006

Heiko Scheppert: Data Warehousing und Data Mining

BA Karlsruhe

Data Warehousing und Data Mining

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

13

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

SS 2006

Heiko Schepperle: Data Warehousing und Data Mining

BA Karlsruhe

14

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)

SS 2006

Heiko Schepperle: Data Warehousing und Data Mining

BA Karlsruhe

15

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 Alter < 30 and Einkommen < 15000: kein Kredit
 - Wettervorhersage:
If Temp = hot and Humidity > 85%: Gewitter

SS 2006

Heiko Schepperle: Data Warehousing und Data Mining

BA Karlsruhe

16

Klassifikation

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

SS 2006

Heiko Schepperle: Data Warehousing und Data Mining

BA Karlsruhe

17

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

SS 2006

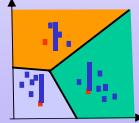
Heiko Schepperle: Data Warehousing und Data Mining

BA Karlsruhe

18

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



SS 2006

Heiko Schepperle: Data Warehousing und Data Mining

BA Karlsruhe

19

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

SS 2006

Heiko Schepperle: Data Warehousing und Data Mining

BA Karlsruhe

20

Numerische Prognose

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

SS 2006

Heiko Schepperle: Data Warehousing und Data Mining

BA Karlsruhe

21

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

SS 2006

Heiko Schepperle: Data Warehousing und Data Mining

BA Karlsruhe

22

Ähnlichkeitsanalyse

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

SS 2006

Heiko Schepperle: Data Warehousing und Data Mining

BA Karlsruhe

23

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 ...

SS 2006

Heiko Schepperle: Data Warehousing und Data Mining

BA Karlsruhe

24

Abweichungsanalyse

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

SS 2006

Heiko Schepperle: Data Warehousing und Data Mining

BA Karlsruhe

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

SS 2006

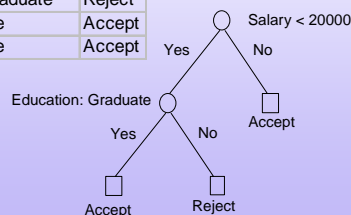
Helko Scheppke: Data Warehousing und Data Mining

BA Karlsruhe

27

Entscheidungsbäume #1

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



SS 2006

Helko Scheppke: Data Warehousing und Data Mining

BA Karlsruhe

28

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.

SS 2006

Helko Scheppke: Data Warehousing und Data Mining

BA Karlsruhe

29

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

SS 2006

Helko Scheppke: Data Warehousing und Data Mining

BA Karlsruhe

30

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

SS 2006

Helko Scheppke: Data Warehousing und Data Mining

BA Karlsruhe

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:

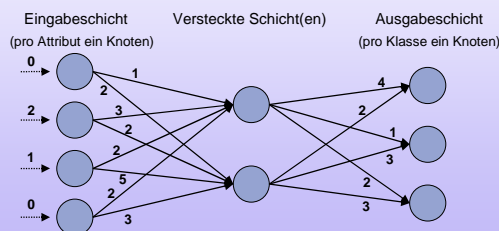
- (1) Gewichtung der Eingabewerte und Addition zu einem Wert
- (2) Übergabe des Wertes an Schwellwertfunktion

● Lernprozess

- Auswertung des Fehlers
- Anpassung der Netzparameter, meist Rückrechnung des Fehlers durch Backpropagation-Lernregel

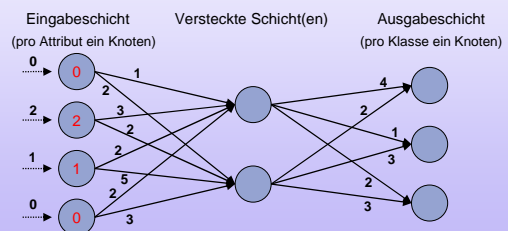
Neuronale Netze #2

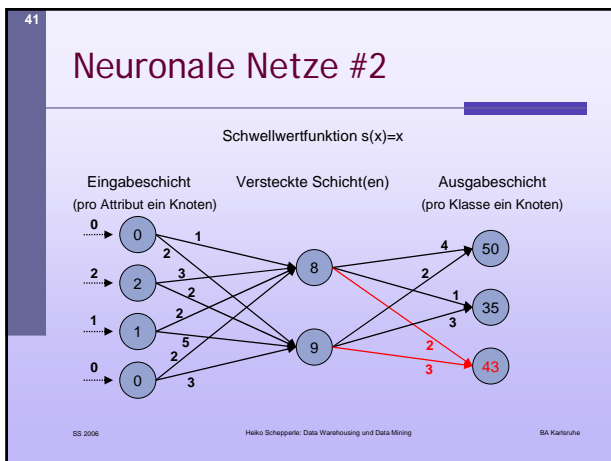
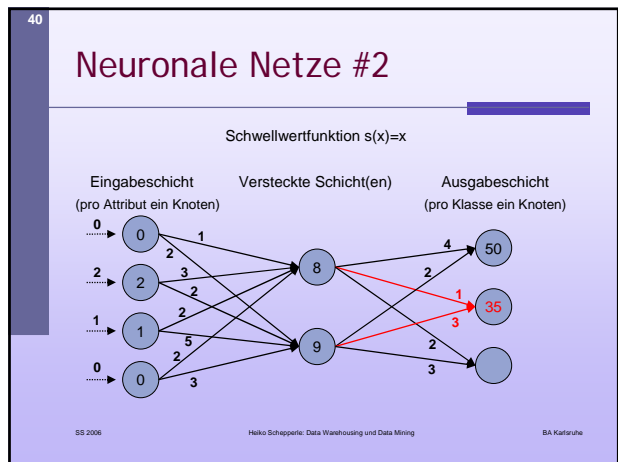
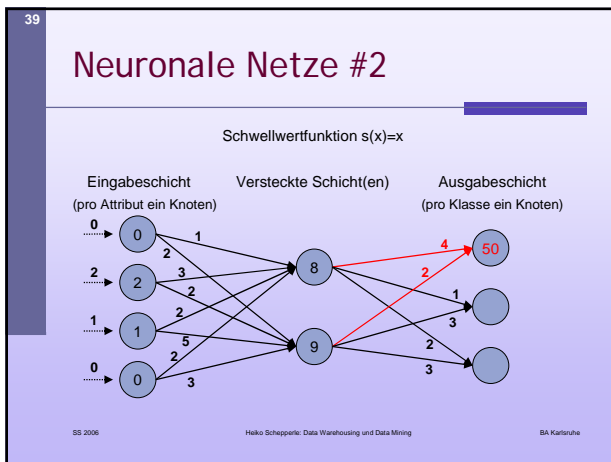
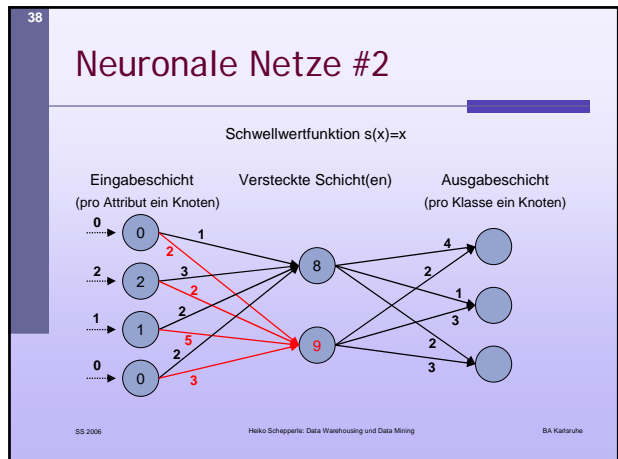
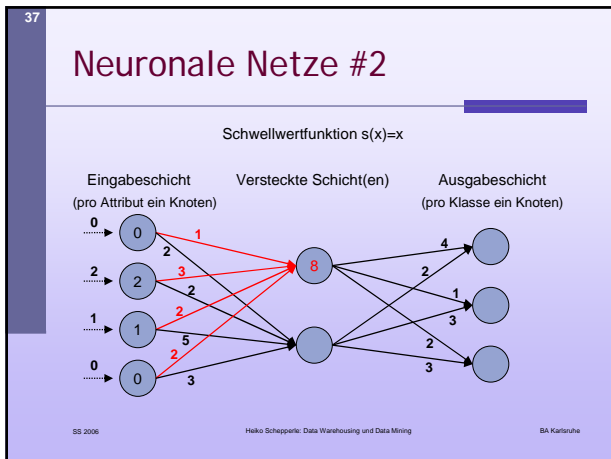
Schwellwertfunktion $s(x)=x$



Neuronale Netze #2

Schwellwertfunktion $s(x)=x$





- 42
- ## 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
- SS 2006 Heiko Schepperle: Data Warehousing und Data Mining BA Karlsruhe

Assoziationsregeln #1

- Gegeben
 - einige Mengen von Objekten {a,b}, {c,a}, {a,c,e}, ...
- Ziel
 - Suche Assoziationen der Form: X-> Y
 - Wenn X in Menge, dann auch Y in Menge X={x1,x2,...,xn}, Y={y1,...,yn}
- 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 → 3 hat 90% Konfidenz, wenn ein Kunde, der 1 und 2 kauft, in 90% aller Fälle auch 3 kauft.
- Regel muss eine minimale Unterstützung (support) besitzen:
 - 1 & 2 => 3 sollte für einen minimalen prozentualen Anteil der Käufe gelten, um einen Geschäftswert zu haben.

$$\frac{\text{Anzahl der Kassenbons mit Produkten 1 und 2 und 3}}{\text{Anzahl der Kassenbons mit Produkten 1 und 2}}$$

$$\frac{\text{Anzahl der Kassenbons mit Produkten 1 und 2 und 3}}{\text{Anzahl aller Kassenbons}}$$

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

49

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}

SS 2006 Heiko Scheppke: Data Warehousing und Data Mining BA Karlsruhe

50

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

SS 2006 Heiko Scheppke: Data Warehousing und Data Mining BA Karlsruhe

51

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

SS 2006 Heiko Scheppke: Data Warehousing und Data Mining BA Karlsruhe

52

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

SS 2006 Heiko Scheppke: Data Warehousing und Data Mining BA Karlsruhe

53

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 $k = \# \text{Cluster!}$

SS 2006 Heiko Scheppke: Data Warehousing und Data Mining BA Karlsruhe

54

k-means-Clustering #2

$k=3$

1. Auswahl der Repräsentanten

2. Zuordnung der Objekte

3. Anpassung der Repräsentanten

Iteration

SS 2006 Heiko Scheppke: Data Warehousing und Data Mining BA Karlsruhe

55

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)

SS 2006

Heiko Schepperle: Data Warehousing und Data Mining

BA Karlsruhe

56

Genetische Algorithmen #2

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

SS 2006

Heiko Schepperle: Data Warehousing und Data Mining

BA Karlsruhe

57

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.
- Problem
 - Abbildung nominaler Werte (wegen Distanzmaß)

Knorr, Ng: VLDB 1998

SS 2006

Heiko Schepperle: Data Warehousing und Data Mining

BA Karlsruhe

58

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!

SS 2006

Heiko Schepperle: Data Warehousing und Data Mining

BA Karlsruhe

59

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, ...)

SS 2006

Heiko Schepperle: Data Warehousing und Data Mining

BA Karlsruhe

60

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

SS 2006

Heiko Schepperle: Data Warehousing und Data Mining

BA Karlsruhe

61

Beispiel: Vivisimo.com

SS 2006

Heiko Scheppeler: Data Warehousing und Data Mining

BA Karlsruhe

62

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

SS 2006

Heiko Scheppeler: Data Warehousing und Data Mining

BA Karlsruhe

Data Warehousing und Data Mining

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

64

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!

SS 2006

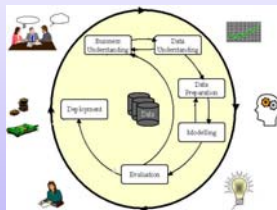
Heiko Scheppeler: Data Warehousing und Data Mining

BA Karlsruhe

65

KDD-Prozess

- CRISP-DM
(»Cross Industry Standard Process for Data Mining«)
 - Zusammenschluss verschiedener Hersteller- und Anwerdefirmen
 - definiert allgemeines Prozessmodell



SS 2006

Heiko Scheppeler: Data Warehousing und Data Mining

BA Karlsruhe

66

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%

SS 2006

Heiko Scheppeler: Data Warehousing und Data Mining

BA Karlsruhe

67

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 ...

SS 2006

Heiko Schepperle: Data Warehousing und Data Mining

BA Karlsruhe

68

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

SS 2006

Heiko Schepperle: Data Warehousing und Data Mining

BA Karlsruhe

69

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 ...

SS 2006

Heiko Schepperle: Data Warehousing und Data Mining

BA Karlsruhe

70

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

SS 2006

Heiko Schepperle: Data Warehousing und Data Mining

BA Karlsruhe

71

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

SS 2006

Heiko Schepperle: Data Warehousing und Data Mining

BA Karlsruhe

72

Data-Mining-Werkzeuge

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

SS 2006

Heiko Schepperle: Data Warehousing und Data Mining

BA Karlsruhe

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

	Berichts- wesen	Analyse	Planung	Data-Mining
Arxplan				
Ascential				
Brno	●	●		
Business Objects	●	▶		
Cognos	●	▶	▶	▶
Crystal Decisions	●	▶	▶	
Hypertion	▶	●	●	
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/ok

Einordnung

	SQL-Anfrage	OLAP	Data Mining
Detaillierungsgrad	beliebig	aggregiert	oft auch Detaildaten
Problemanpassung	keine	allgemeine Werkzeuge	spezielle Algorithmen
Datenzugriff	Schlüssel+Attribute	Dimensionen	intern ausgewählt
Vorgehensweise	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>