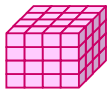
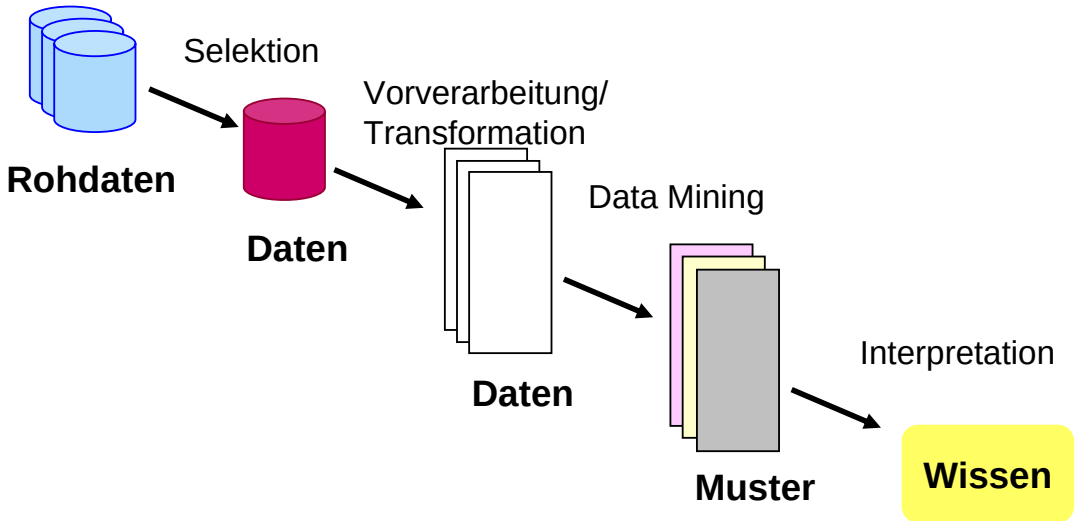
6. Überblick zu Data Mining-Verfahren

- Einführung
- Clusteranalyse
  - k-Means-Algorithmus
- Klassifikation
  - Klassifikationsprozess
  - Konstruktion eines Entscheidungsbaums
- Assoziationsregeln / Warenkorbanalyse
  - Support und Konfidenz
  - A Priori-Algorithmus

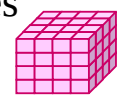


Knowledge Dicovery in Databases (KDD)

- (semi-)automatische Extraktion von Wissen aus Datenbanken, das
  - gültig (im statistischen Sinn)
  - bisher unbekannt
  - und potentiell nützlich ist

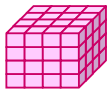


- Kombination von Verfahren zu Datenbanken, Statistik und KI (maschinelles Lernen)



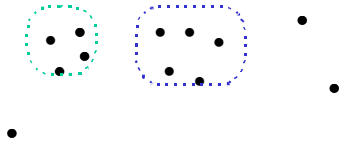
Data Mining

- Data Mining: Anwendung effizienter Algorithmen, die die in einer DB enthaltenen Muster liefern
- bisher meist Mining auf speziell aufgebauten Dateien
- notwendig: Data Mining auf Datenbanken bzw. Data Warehouses
  - Skalierbarkeit auf große Datenmengen
  - Nutzung der DBS-Performance-Techniken (Indexstrukturen, materialisierte Sichten, Parallelverarbeitung)
  - Vermeidung von Redundanz und Inkonsistenzen
  - Integration mehrerer Datenquellen
  - Portabilität
- Datenaufbereitung für Data Mining
  - Datenintegration und Datenbereinigung (data cleaning)
  - Diskretisierung numerischer Attribute (Aufteilung von Wertebereichen in Intervalle, z.B. Altersgruppen)
  - Erzeugen abgeleiteter Attribute (z.B. Aggregationen für bestimmte Dimensionen, Umsatzänderungen)
  - Einschränkung der auszuwertenden Attribute

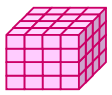


Data Mining: Techniken

- Clusteranalyse
  - Objekte werden aufgrund von Ähnlichkeiten in Klassen eingeteilt (Segmentierung)

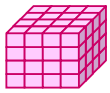


- Assoziationsregeln
  - Warenkorbanalyse (z.B. Kunde kauft A und B => Kunde kauft C)
  - Sonderformen zur Berücksichtigung von Dimensionshierarchien (z.B. Produktgruppen), quantitativen Attributen, zeitlichen Beziehungen (sequence mining)
- Klassifikation
  - Zuordnung von Objekten zu Gruppen/Klassen mit gemeinsamen Eigenschaften bzw. Vorhersage von Attributwerten
  - explizite Erstellung von Klassifikationsregeln (z.B. “guter Kunde” wenn Alter > 25 und ...)
  - Verwendung von Stichproben (Trainingsdaten)
  - Ansätze: Entscheidungsbaum-Verfahren, statistische Auswertungen (z.B. Maximum Likelihood-Schätzung / Bayes-Schätzer), neuronale Netze
- Weitere Ansätze:
  - Genetische Algorithmen (multivariate Optimierungsprobleme, z.B. Identifikation der besten Bankkunden)
  - Regressionsanalyse zur Vorhersage numerischer Attribute . . .



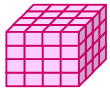
Data Mining: Anwendungsbeispiele

- Kundensegmentierung für Marketing
  - Gruppierung von Kunden mit ähnlichem Kaufverhalten / ähnlichen Interessen
  - Nutzung für gruppenspezifische Empfehlungen, Product Bundling, ...
- Warenkorbanalyse: Produkt-Platzierung im Supermarkt, Preisoptimierung, ...
- Bestimmung der Kreditwürdigkeit von Kunden (elektronische Vergabe von Kreditkarten, schnelle Entscheidung über Versicherungsanträge, ...)
  - schnelle Entscheidung erlaubt neue Kunden zu gewinnen
  - Technik: Entscheidungsbaum-Klassifikator
- Entdeckung wechselbereiter Kunden
- Entdeckung von Kreditkarten-Missbrauch
- Unterstützung im Data Cleaning
- Web Usage Mining
- Text Mining: inhaltliche Gruppierung von Dokumenten, E-Mails, ...



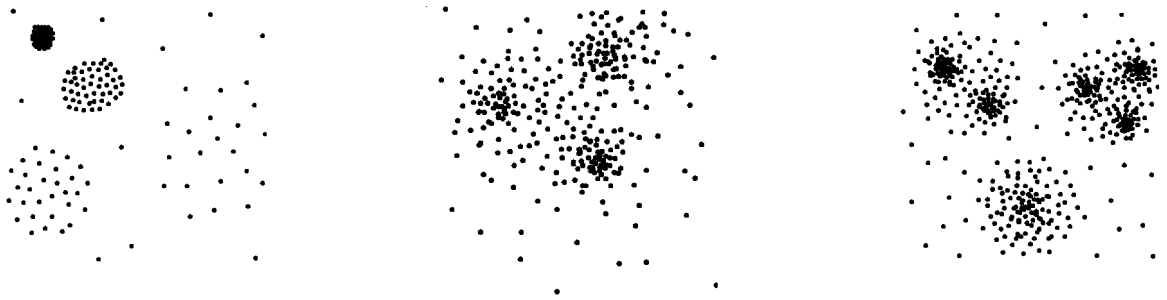
Evaluation/Interpretation

- Ablauf
  - Präsentation der gefundenen Muster, z.B. über Visualisierungen
  - Bewertung der Muster durch den Benutzer
  - falls schlechte Bewertung: erneutes Data Mining mit anderen Parametern, anderem Verfahren oder anderen Daten
  - falls gute Bewertung: Integration des gefundenen Wissens in die Wissensbasis / Metadaten und Nutzung für zukünftige KDD-Prozesse
- Bewertung der gefundenen Muster: Interessantheit, Vorhersagekraft
  - sind Muster schon bekannt oder überraschend?
  - wie gut lassen sich mit „Trainingsdaten“ (Stichprobe) gefundene Muster auf zukünftige Daten verallgemeinern?
  - Vorhersagekraft wächst mit Größe und Repräsentativität der Stichprobe



Clusteranalyse

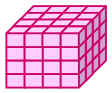
- Ziele
  - automatische Identifikation einer endlichen Menge von Kategorien, Klassen oder Gruppen (Cluster) in den Daten
  - Objekte im gleichen Cluster sollen möglichst ähnlich sein
  - Objekte aus verschiedenen Clustern sollen möglichst unähnlich zueinander sein



- Ähnlichkeitsbestimmung
  - manchmal: Ähnlichkeitsfunktion, z.B. Korrelationskoeffizient aus [-1,+1]
  - meist: Distanzfunktion dist(o1,o2) für Paare von Objekten o1 und o2
  - Beispiel einer Distanzfunktion für numerische Attribute: Euklidische Distanz
  - spezielle Funktionen für kategorische Attribute oder Textdokumente

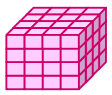
$$dist(x,y) = \sqrt{\sum_{i=1}^{d} (x_i - y_i)^2}$$

- Clustering-Ansätze: partitionierend, hierarchisch, dichtebasiert, Fuzzy Clustering, ...



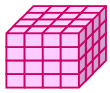
K-Means Algorithmus

- Ausgangssituation
  - Objekte besitzen Distanzfunktion
  - für jedes Cluster kann ein Clusterzentrum bestimmt werden („Mittelwert“)
  - Anzahl k der Cluster wird vorgegeben
- Basis-Algorithmus
  - Schritt 1 (Initialisierung): k Clusterzentren werden (zufällig) gewählt
  - Schritt 2 (Zuordnung): Jedes Objekt wird dem nächstgelegenen Clusterzentrum zugeordnet
  - Schritt 3 (Clusterzentren): Für jedes Cluster wird Clusterzentrum neu berechnet
  - Schritt 4 (Wiederholung): Abbruch, wenn sich Zuordnung nicht mehr ändert, sonst zu Schritt 2
- Probleme
  - Konvergenz zu lokalem Minimum, d.h. Clustering muss nicht optimal sein
  - Work-around: Algorithmus mehrfach starten



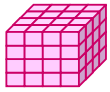
K-Means Algorithmus: Beispiel

- Clustering der Zahlen 1, 3, 6, 14, 17, 24, 26, 31 in drei Cluster
  - (1) Zentren: 10, 21, 29 (zufällig gewählt)
  - (2) Cluster:
  - (3) Zentren (arithmetisches Mittel):
  - (2) Cluster:
  - (3) Zentren:
  - (2) Cluster:
  - (3) Zentren:
  - (2) Cluster:
  - Abbruch, da sich das Clustering nicht mehr geändert hat.



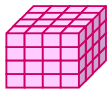
Anwendungsbeispiel: Kundensegmentierung

- Kriterien
  - demographische Daten
  - Kaufverhalten
  - Web-Nutzungsverhalten
- Nutzungsmöglichkeiten
  - Targeting: Kundenauswahl für Werbemassnahmen (Briefe, E-Mails)
  - Personalisierung von Web-Sites (Collaborative Filtering: personalisierte Web Site-Präsentation gemäß Zugriffsprofil „ähnlicher“ Benutzer)



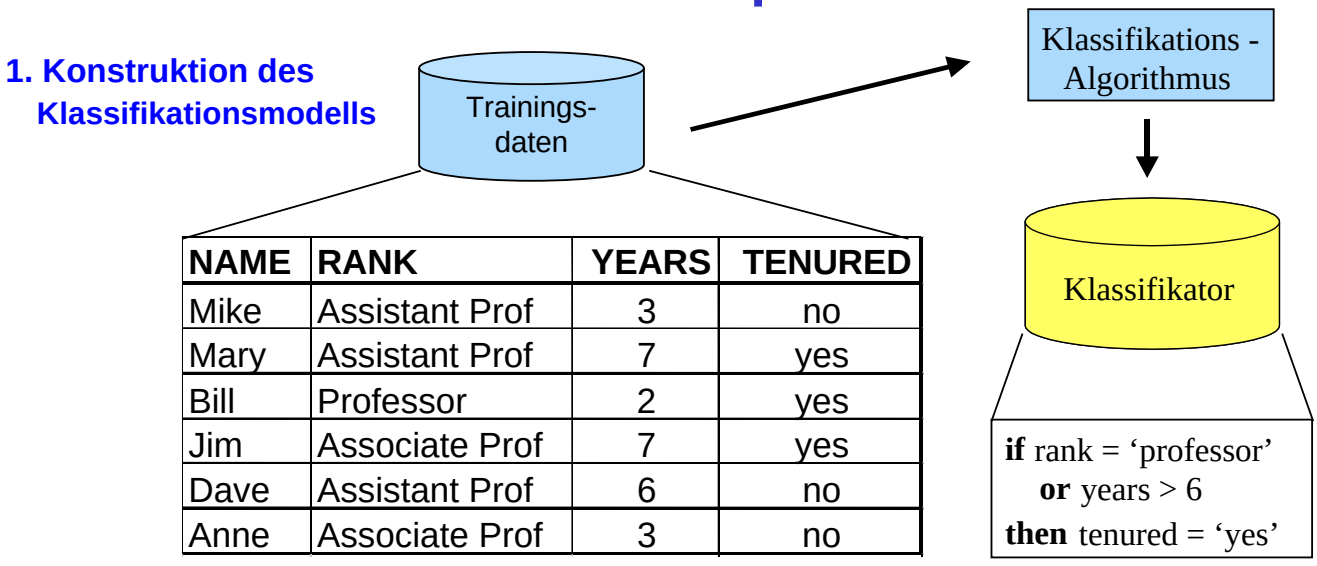
Klassifikation

- Klassifikationsproblem
  - Gegeben sei Stichprobe (Trainingsmenge) O von Objekten des Formats $(a_1, \ldots, a_d)$ mit *Attributen* A_i, $1 \le i \le d$, und Klassenzugehörigkeit c_i, $c_i \in C = \{c_1, \ldots, c_k\}$
  - Gesucht: die Klassenzugehörigkeit für Objekte aus D \ O
    d.h. ein *Klassifikator* K : D → C
- weiteres Ziel:
  - Generierung (Lernen) des expliziten Klassifikationswissens (Klassifikationsmodell, z.B. Klassifikationsregeln oder Entscheidungsbaum)
- Abgrenzung zum Clustering
  - Klassifikation: Klassen vorab bekannt
  - Clustering: Klassen werden erst gesucht
- Klassifikationsansätze
  - Entscheidungsbaum-Klassifikatoren
  - Bayes-Klassifikatoren (Auswertung der bedingten Wahrscheinlichkeiten von Attributwerten)
  - Neuronale Netze



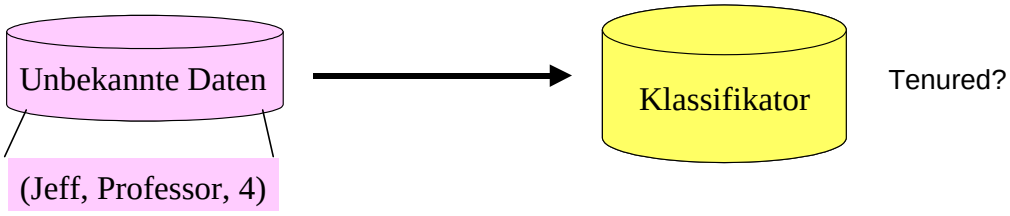
Klassifikationsprozess

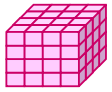
1. Konstruktion des Klassifikationsmodells



NAME	RANK	YEARS	TENURED
Mike	Assistant Prof	3	no
Mary	Assistant Prof	7	yes
Bill	Professor	2	yes
Jim	Associate Prof	7	yes
Dave	Assistant Prof	6	no
Anne	Associate Prof	3	no

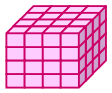
2. Anwendung des Modells zur Vorhersage (Prediction)





Bewertung von Klassifikatoren

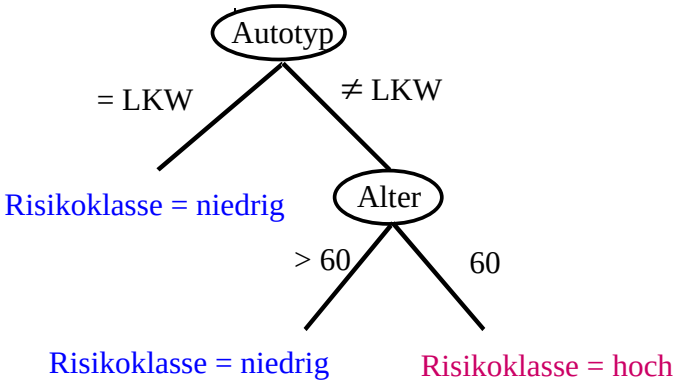
- Klassifikator ist für die Trainingsdaten optimiert
  - liefert auf der Grundgesamtheit der Daten evtl. schlechtere Ergebnisse (-> Overfitting-Problem)
- Bewertung mit von Trainingsmengen unabhängigen Testmengen
- Gütemasse für Klassifikatoren
  - Klassifikationsgenauigkeit
  - Kompaktheit des Modells, z.B. Größe eines Entscheidungsbaums
  - Interpretierbarkeit des Modells (wie viel Einsichten vermittelt das Modell dem Benutzer?)
  - Effizienz der Konstruktion des Modells sowie der Anwendung des Modells
  - Skalierbarkeit für große Datenmengen
  - Robustheit gegenüber Rauschen und fehlenden Werten
- Klassifikationsgenauigkeit: Anteil der korrekten Klassenzuordnungen in Testmenge
- Klassifikationsfehler: Anteil der falschen Klassenzuordnungen



Entscheidungsbäume

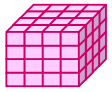
- explizite, leicht verständliche Repräsentation des Klassifikationswissens

ID	Alter	Autotyp	Risiko
1	23	Familie	hoch
2	17	Sport	hoch
3	43	Sport	hoch
4	68	Familie	niedrig
5	32	LKW	niedrig



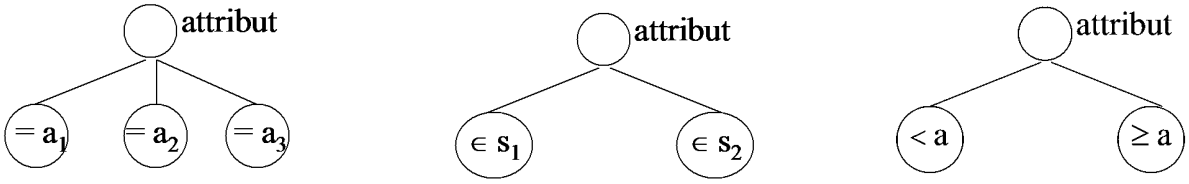
Regeldarstellung:

- Entscheidungsbaum ist Baum mit folgenden Eigenschaften:
  - ein innerer Knoten repräsentiert ein Attribut
  - eine Kante repräsentiert einen Test auf dem Attribut des Vaterknotens
  - ein Blatt repräsentiert eine der Klassen
- Anwendung zur Vorhersage:
  - Top-Down-Durchlauf des Entscheidungsbaums von der Wurzel zu einem der Blätter
  - eindeutige Zuordnung des Objekts zur Klasse des erreichten Blatts

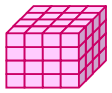


Konstruktion eines Entscheidungsbaums

- Basis-Algorithmus (divide and conquer)
  - Anfangs gehören alle Trainingsdatensätze zur Wurzel
  - Auswahl des nächsten Attributs (Split-Strategie): Maximierung des Informationsgewinns (meßbar über Entropie o.ä.)
  - Partitionierung der Trainingsdatensätze mit Split-Attribut
  - Verfahren wird rekursiv für die Partitionen fortgesetzt
- Abbruchbedingungen
  - keine weiteren Split-Attribute
  - alle Trainingsdatensätze eines Knotens gehören zur selben Klasse
- Typen von Splits

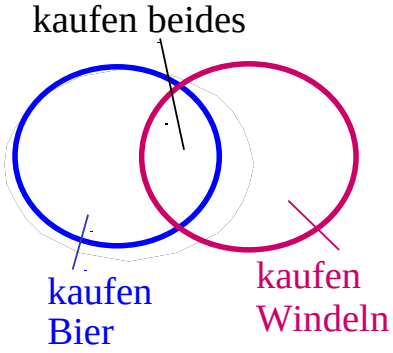


  - *Kategorische Attribute*: Split-Bedingungen der Form „attribut = a“ oder „attribut ∈ set“ (viele mögliche Teilmengen)
  - *Numerische Attribute*: Split-Bedingungen der Form „attribut < a“ (viele mögliche Split-Punkte)

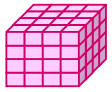


Assoziationsregeln

- Warenkorbanalyse auf Transaktions-Datenbank
  - Transaktion umfasst alle gemeinsam getätigten Einkäufe, innerhalb eines Dokuments vorkommenden Worte, innerhalb einer Web-Sitzung referenzierten Seiten, ...
- Regeln der Form “Rumpf → Kopf [support, confidence]”
- Beispiele
  - kauft(X, “Windeln”) → kauft(X, “Bier”) [0.5%, 60%]
  - 80% aller Kunden, die Reifen und Autozubehör kaufen, bringen ihr Auto auch zum Service



- Relevante Größen
  - Support einer Regel r → k: Anteil der Transaktionen, in denen alle Objekte r und k vorkommen
  - Konfidenz einer Regel r → k: Anteil der Transaktionen mit Rumpf-Objekten r, für die Regel erfüllt ist (d.h. für die auch Objekte k vorliegen)
  - Interessantheit: hoher Wahrscheinlichkeitsunterschied für k gegenüber zufälliger Verteilung
- Aufgabe: Bestimmung aller Assoziationsregeln, deren Support und Konfidenz über bestimmten Grenzwerten liegen



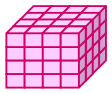
Assoziationsregeln (2)

- Beispiel
  - Support
    (A):
    (B), (C): ,
    (D), (E), (F):
    (A, C): 50%
    (A, B), (A, D), (B, C), (B, E), (B, F), (E, F): 25%
    (A, B, C), (B, E, F): 25%
  - Assoziationsregeln:

TransaktionsID	Items
2000	A,B,C
1000	A,C
4000	A,D
5000	B,E,F

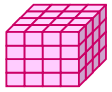
minsup = 50%,
minconf = 50%

- Beispiel 2 mit Warenkörben:
  - Drucker, Papier, PC, Toner
  - PC, Scanner
  - Drucker, Papier, Toner
  - Drucker, PC
  - Drucker, Papier, PC, Scanner, Toner



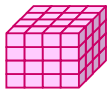
Frequent Itemsets

- Frequent Item-Set:
  Item-Menge, deren Support gewisse Schranke s übersteigt
- Bestimmung der Frequent-Itemsets wesentlicher Schritt zur Bestimmung vonAssoziationsregeln
- effiziente Realisierung über A-Priori-Algorithmus
- Nutzung der sog. A-Priori-Eigenschaft:
  - Jede Teilmenge eines Frequent Itemsets muss auch ein Frequent Itemset sein
  - Support jeder Teilmenge und damit jedes einzelnen Items muss auch über Schranke s liegen
- Effiziente, iterative Realisierung beginnend mit 1-elementigen Itemsets
  - schrittweise Auswertung für k-Itemsets Teilmengen von k Elementen (k >=1),
  - Ausklammern von Kombinationen, welche Teilmengen haben, die Support s nicht erreichen
  - wird „a priori“ getestet, bevor Support besimmt wird



A-Priori-Algorithmus

- Bestimmung aller Frequent Itemsets mit k Elementen
  - k := 1
  - prüfe für alle Items, ob sie Frequent Item sind, d.h. minimalen Support s einhalten (Kandidatenmenge C_1)
  - iteriere solange bis keine neuen Frequent Itemsets hinzukommen
    - generiere aus jedem Frequent Itemset I_k mit k Items aus C_k Itemsets I_{k+1} mit k+1 Items, davon k aus I_k
    - prüfe jedes I_{k+1}, ob es Support s erfüllt und wenn ja, nehme es in Kandidatenmenge C_{k+1} auf
    - k := k +1
- Überprüfung der I_{k+1} kann durch sequentiellen Durchgang auf der reduzierten Faktentabelle (Kandidatentabellen) realisiert werden
- Beispiel PC-Warenkörbe (minimaler Support 60%):
  - k=1:
  - k=2:
  - k=3:
  - k=4:

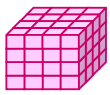


Bestimmung der Assoziationsregeln

- einfache Bestimmung der Assoziationsregeln aus Frequent Itemsets
- Berechnung der Konfidenz
  - für alle Frequent Itemsets F sei bekannt: *support (F)* = #Vorkommen von F / #Transaktionen
  - Zerlegen jedes Frequent Itemsets F mit k (>1) Items in 2 disjunkte Itemmengen L und R, mit $F = L \cup R$
  - dann gilt: *confidence* $(L \rightarrow R)$ = *support (F) / support (L)*
  - Elimination aller Kombinationen, deren Konfidenz Minimalwert unterschreitet
- Beispiel

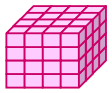
  confidence ({Drucker} $\rightarrow$ {Papier, Toner}) =

- Konfidenz kann erhöht werden, in dem man Items von rechts auf die linke Seite bringt
  - Beispiel: confidence ({Drucker, Papier} $\rightarrow$ {Toner}) =



Assoziationsregeln: weitere Aspekte

- Nutzbarkeit u.a. für Cross-Selling, Produkt-Platzierung ...
  - Amazon: Kunden die dieses Buch gekauft haben, kauften auch ...
- Sonderfall: Sequenzanalyse (Erkennung sequentieller Muster)
  - Berücksichtigung der Zeit-Dimension
  - Bsp. 1: In 50% der Fälle, wenn Produkt A gekauft wurde, wird bei einem späteren Besuch Produkt B gekauft
  - Bsp. 2: In 40% aller Fälle, in denen ein Nutzer über einen Werbebanner auf die Web-Site gelangt und die Site vorher schon einmal besucht hat, kauft er einen Artikel; dies kommt in insgesamt 10% aller Sessions vor
- Probleme
  - sehr viele Produkte / Web-Seiten / Werbebanner / Besucher etc. erfordern Bildung gröberer Bezugseinheiten
  - es können sinnlose Korrelationen ermittelt werden
    - fehlender kausaler Zusammenhang
    - z.B. Schmutzeffekte aufgrund transitiver Abhängigkeiten (Bsp.: Haarlänge korreliert negativ mit Körpergröße)



DBS-Unterstützung für Data Mining

- SQL-Standardisierung: SQL/MM beinhaltet UDTs und UDFs für Data Mining
  - Standardisierte Schnittstelle zur Definition von Data Mining-Modellen, Bereitsstellung für Trainingsdaten und Data Mining-Anfragen
- Ähnliche Unterstützung in DB2 und MS SQL Server
- Beispiel: Klassifikation bei MS SQL-Server
  - Repräsentation eines Mining-Modells als geschachtelte Tabellen

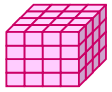
```
CREATE MINING MODEL AgePrediction
            ( CustomerID      LONG KEY,
              Gender          TEXT     DISCRETE ATTRIBUTE,
              HairColor       TEXT     DISCRETE ATTRIBUTE,
              Age             DOUBLE CONTINUOUS ATTRIBUTE PREDICT )
USING [Microsoft Decision Tree]
```

  - Bereitstellung von Trainingsdaten (bekannte „Fälle“)

```
INSERT INTO AgePrediction (CustID, Gender, HairColor, Age)
                    'SELECT CustID, Gender, HairColor, Age
                    FROM Customers ' )
```

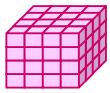
  - Anwendung des Modells zur Analyse über Prediction Joins

```
SELECT Customers.ID, MyDMM.HairColor, PredictProbability(MyDMM.HairColor)
FROM AgePrediction MyDMM PREDICTION JOIN Customers ON
  MyDMM.Gender = Customers.Gender AND ...
```



Zusammenfassung

- wichtige Verfahrensklassen zum Data Mining: Clusteranalyse, Klassifikation, Assoziationsregeln
- Clusteranalyse: Segmentierung über Ähnlichkeits- bzw. Distanzmaß
- Klassifikation z.B. über Entscheidungsbäume
  - setzt Trainingsphase mit Testdaten und bekannter Klassenzuordnung voraus
  - Konstruktion des Entscheidungsbaumes mit Bestimmung der Split-Attribute
- Assoziationsregeln
  - effiziente Berechenbarkeit von Frequent Itemsets über A-Priori-Algorithmus
  - Bestimmung von Konfidenz
- zahlreiche Nutzungsmöglichkeiten: Kundensegmentierung, Vorhersage des Kundenverhaltens, Warenkorbanalyse etc.
  - keine „out of the box“-Lösungen
  - Interpretation der Ergebnisse nicht immer einfach
- zunehmende Unterstützung durch kommerzielle DBS, z.B. MS SQL Server und DB2



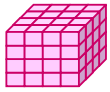
Übungsaufgaben

- Welche der vorgestellten Data Mining Verfahren sind für die folgenden Anwendungsgebiete einsetzbar?
  - Herausfiltern von Spam-Mails
  - Auffinden häufiger Wortfolgen in Texten
  - Bestimmung von Sterngruppen in Himmelsbildern
  - Automatische Handschriftenerkennung
- Was ist der wesentliche Unterschied zwischen Clustering und Klassifikation?
- k-Means Algorithmus
  - Für ein Clustering in zwei Cluster sind die Zahlen 1, 2, 6, 10, 15, 16, 17 gegeben. Bestimmen Sie mit Hilfe des k-Means Algorithmus (Abstandsfunktion ist absolute Differenz; Clusterzentren sind arithmetisches Mittel) die beiden Cluster

    a) mit den Anfangszentren 2 und 9

    b) mit den Anfangszentren 8 und 14

  Was stellen Sie fest?



Übungsaufgaben (2)

Assoziationsregeln

Eine statistische Untersuchung hat ergeben:

- 60% der Schüler spielen Fußball, 75% der Schüler essen Schokoriegel
- 40% der Schüler spielen Fußball und essen Schokoriegel

Bestimmen sie Support und Konfidenz der Assoziationsregeln

- „Spielt Fußball“ → „Isst Schokoriegel“
- True → „Isst Schokoriegel“

Beurteilen Sie die Relevanz der ersten Regel!

Warenkorbanalyse

Gegeben seien folgende acht Warenkörbe

Milch, Limonade, Bier	Milch, Apfelsaft, Bier
Milch, Apfelsaft, Orangensaft	Milch, Bier, Orangensaft, Apfelsaft
Milch, Bier	Limonade, Bier, Orangensaft
Limonade, Orangensaft	Bier, Apfelsaft

- Wie hoch ist der Support von Itemset {Bier, Orangensaft}?
- Wie hoch ist die Konfidenz von {Bier} → {Milch} ?
- Welche Produktpaare haben einen Support von mehr als 35% ?
- Welche Produkt-Tripel haben einen Support von mehr als 35% ?
- Welche Assoziationsregeln haben Support und Konfidenz von mind. 50%?