Lernen von Assoziationsregeln

Gegeben:

R eine Menge von Objekten, die binäre Werte haben

t eine Transaktion, $t \subseteq R$

r eine Menge von Transaktionen

$S_{min} \in [0,1]$ die minimale Unterstützung,

$Conf_{min} \in [0,1]$ die minimale Konfidenz

Finde alle Regeln c der Form $X \rightarrow Y$, wobei $X \subseteq R$, $Y \subseteq R$, $X \cap Y = \{\}$

$$s(r,c) = \frac{\left|\left\{t \in r \mid X \cup Y \in t\right\}\right|}{|r|} \geq s_{\min} \qquad conf(r,c) = \frac{\left|\left\{t \in r \mid X \cup Y \in t\right\}\right|}{\left|\left\{t \in r \mid X \in r\right\}\right|} \geq conf_{\min}$$

Binäre Datenbanken

R eine Menge von Objekten, die binäre Werte haben

A, B, C

r eine Menge von Transaktionen

t eine Transaktion, $t \subseteq R$

B,C

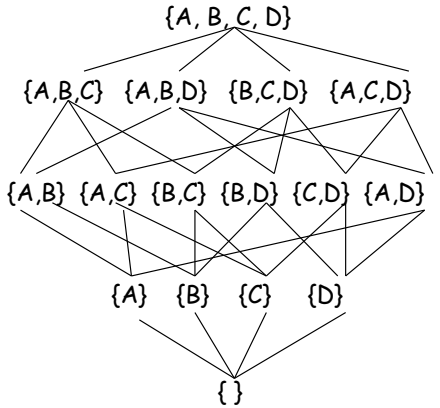
A	B	C	ID
0	1	1	1
1	1	0	2
0	1	1	3
1	0	0	4

Warenkorbanalyse

Aftershave	Bier	Chips	EinkaufsID
0	1	1	1
1	1	0	2
0	1	1	3
1	0	0	4

{Aftershave}→{Bier} s = ¼, conf = ½
{Aftershave}→ {Chips} s = 0
{Bier} → {Chips} s = ½, conf= 2/3 - zusammen anbieten?
{Chips}→{Aftershave} s = 0
{Aftershave}→{Bier,Chips} s = 0

Wieder ein Verband...



Ordnungsrelation

- Hier ist die Ordnungsrelation die Teilmengenbeziehung.
- Eine Menge S_1 ist größer als eine Menge S_2, wenn $S_1 \supseteq S_2$.
- Eine kleinere Menge ist allgemeiner.

Assoziationsregeln

LH: Assoziationsregeln sind keine logischen Regeln!
- In der Konklusion können mehrere Attribute stehen
- Attribute sind immer nur binär.
- 0 wird nicht wie „falsch“ behandelt.
- Mehrere Assoziationsregeln zusammen ergeben kein Programm.

LE: Binärvektoren (Transaktionen)
- Attribute sind eindeutig geordnet.

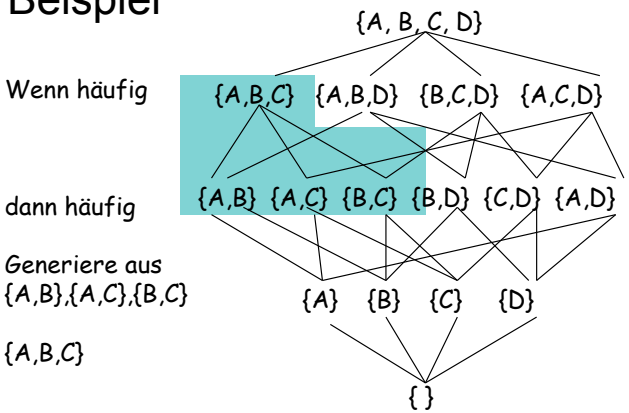
Aufgabe:
- Aus häufigen Mengen Assoziationsregeln herstellen

Apriori Algorithmus

(Agrawal, Mannila, Srikant, Toivonen, Verkamo 1996)
LH des Zwischenschritts: Häufige Mengen L_k= X UY
mit k Objekten (large itemsets, frequent sets)
Idee:
- **Wenn eine Menge häufig ist, so auch all ihre Teilmengen. (Anti-Monotonie)**
- **Wenn eine Menge selten ist, so auch all ihre Obermengen. (Monotonie)**
- Wenn X in L_{k+1} dann alle $S_i \subseteq X$ in L_k (Anti-Monotonie)
- Alle Mengen L_k, die k-1 Objekte gemeinsam haben, werden vereinigt zu C_{k+1}, d.h. sie bilden die Menge der Kandidaten für häufige Mengen in der nächsten Runde

Dies ist der Kern des Algorithmus‘, die **Kandidatengenerierung**.

Beispiel



Beispiel

Gesucht werden Kandidaten mit k+1 = 5

L_4= { {ABCD}, {ABCE}, {ABDE}, {ACDE}, {BCDE} }
k-1 Stellen gemeinsam,
vereinigen zu:
l = { ABCDE }
Sind alle k langen Teilmengen von l in L_4?
{ABCD} {ABCE} {ABDE} {ACDE} {BCDE} – ja!
Dann wird l Kandidat C_5.

L_4= { {ABCD}, {ABCE} }
l = { ABCDE }
Sind alle Teilmengen von l in L_4?
{ABCD} {ABCE} {ABDE} {ACDE} {BCDE} – nein!
Dann wird l nicht zum Kandidaten.

Kandidatengenerierung

Erzeuge-Kandidaten(L_k)
C_{k+1} := {}
Forall l_1, l_2 in L_k , so dass $l_1 = \{i_1, ..., i_{k-1}, i_k\}$,
$l_2 = \{i_1, ..., i_{k-1}, i'_k\}$, $i_k < i'_k$
$l := \{i_1, ..., i_{k-1}, i_k, i'_k\}$
if alle k-elementigen Teilmengen von l sind in L_k
then $C_{k+1} := C_{k+1} \cup \{l\}$
Return C_{k+1}

Prune(C_{k+1}, r) vergleicht Häufigkeit von Kandidaten mit s_{min} und liefert tatsächliche Mengen L_{k+1}.

Häufige Mengen

Häufige-Mengen(R, r, smin)

$C_1 := \bigcup_{i \in R} \{\{i\}\}$ k=1,

L_1:= Prune(C_1)

while $L_k \neq \{\}$
C_{k+1} := Erzeuge-Kandidaten(L_k)
L_{k+1} := Prune(C_{k+1}, r)
k:= k+1
Return $\bigcup_{j=2}^{k} L_j$

APRIORI

Apriori(R, r, smin, confmin)

L:= Häufige-Mengen(R, r, smin)

c:= Regeln (L, confmin)

Return c

Regelgenerierung

Aus den häufigen Mengen werden Regeln geformt.

Wenn die Konklusion länger wird, kann die Konfidenz sinken.

Die Ordnung der Attribute wird ausgenutzt:

$l_1 = \{i_1, ..., i_{k-1}, i_k\}$ $c_1 = \{i_1, ..., i_{k-1}\} \rightarrow \{i_k\}$ $conf_1$

$l_1 = \{i_1, ..., i_{k-1}, i_k\}$ $c_2 = \{i_1, ...\} \rightarrow \{i_{k-1}, i_k\}$ $conf_2$

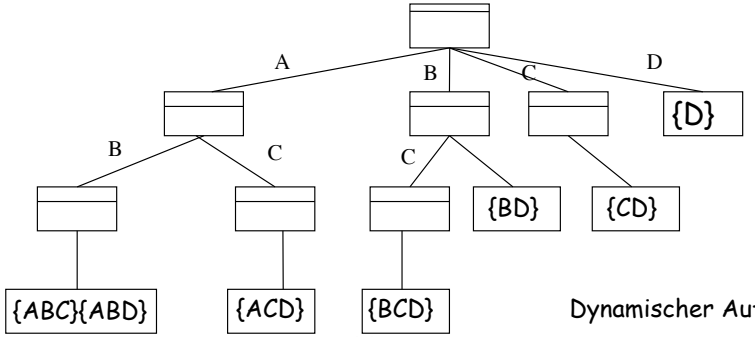
...

$l_1 = \{i_1, ..., i_{k-1}, i_k\}$ $c_k = \{i_1\} \rightarrow \{..., i_{k-1}, i_k\}$ $conf_k$

$conf_1 \geq conf_2 \geq ... \geq conf_k$

Implementierung

- Hash-Tree für den Präfixbaum, der sich aus der Ordnung der Elemente in den Mengen ergibt.
- An jedem Knoten werden Schlüssel und Häufigkeit gespeichert.



Was wissen Sie jetzt?

- Assoziationsregeln sind keine logischen Regeln.
- Anti-Monotonie der Häufigkeit: Wenn eine Menge häufig ist, so auch all ihre Teilmengen.
- Man erzeugt häufige Mengen, indem man häufige Teilmengen zu einer Menge hinzufügt und diese Mengen dann auf Häufigkeit testet
  (Bottom-up Suche im Verband der Mengen).
- Monotonie der Seltenheit: Wenn eine Teilmenge selten ist, so auch jede Menge, die sie enthält.
- Man beschneidet die Suche, indem Mengen mit einer seltenen Teilmenge nicht weiter betrachtet werden.

Probleme von Apriori

- Im schlimmsten Fall ist Apriori exponentiell in R, weil womöglich alle Teilmengen gebildet würden.

  In der Praxis sind die Transaktionen aber spärlich besetzt.
  Die Beschneidung durch s_{min} und $conf_{min}$ reicht bei der Warenkorbanalyse meist aus.

- Apriori liefert unglaublich viele Regeln.

- Die Regeln sind höchst redundant.

- Die Regeln sind irreführend, weil die Kriterien die apriori Wahrscheinlichkeit nicht berücksichtigen.
  Wenn sowieso alle Cornflakes essen, dann essen auch hinreichend viele Fußballer Cornflakes.

Prinzipien für Regelbewertungen

1. RI(A→ B) = 0, wenn |A → B| = (|A| | B|) /|r|
   A und B sind unabhängig.
2. RI(A→ B) steigt monoton mit |A → B|.
3. RI(A→ B) fällt monoton mit |A| oder |B|.

Also: RI > 0, wenn |A → B| > (|A| |B|) /|r|
d.h., wenn A positiv mit B korreliert ist.
RI < 0, wenn |A → B| < (|A| | B|) /|r|
d.h., wenn A negativ mit B korreliert ist.

Wir wissen, dass immer |A → B| ≤ |A| ≤ | B| gilt, also
lokal: RI_{max} wenn |A → B| = |A| oder |A| = | B|
global: RI_{max} wenn |A → B| = |A| = | B|

(Piatetsky-Shapiro 1991)

Konfidenz

- Die Konfidenz erfüllt die Prinzipien nicht! (Nur das 2.)
  Auch unabhängige Mengen A und B werden als hoch-konfident bewertet.
- Die USA-Census-Daten liefern die Regel
  aktiv-militär → kein-Dienst-in-Vietnam mit 90% Konfidenz.
  Tatsächlich ist s(kein-Dienst-in-Vietnam)=95%
  Es wird also wahrscheinlicher, wenn aktiv-militär gegeben ist!
- Gegeben eine Umfrage unter 2000 Schülern, von denen 60% Basketball spielen, 75% Cornflakes essen. Die Regel
  Basketball → Cornflakes hat Konfidenz 66%
  Tatsächlich senkt aber Basketball die Cornflakes Häufigkeit!

Signifikanztest

- Ein einfaches Maß, das die Prinzipien erfüllt, ist:

$$|A \rightarrow B| - \frac{|A||B|}{|r|}$$

- Die Signifikanz der Korrelation zwischen A und B ist:

$$\frac{|A \rightarrow B| - \frac{|A||B|}{|r|}}{\sqrt{|A||B|\left(1-\frac{|A|}{|r|}\right)\left(1-\frac{|B|}{|r|}\right)}}$$

Sicherheitsmaß

Shortliffe, Buchanan 1990 führten ein Sicherheitsmaß CF ein (für Regeln in Wissensbasen).

- Wenn conf(A → B) > s(B)
  CF(A→B)= conf(A→B) – s(B)/(1-s(B))
- Wenn conf(A→B) < s(B)
  CF(A→B)= conf(A→B)
- Sonst
  CF(A→B)= 0.

Das Sicherheitsmaß befolgt die Prinzipien für Regelbewertung.

Wendet man Signifikanztest oder Sicherheitsmaß an, erhält man weniger (irrelevante, irreführende) Assoziationsregeln.

Was wissen Sie jetzt?

- Sie haben drei Prinzipien für die Regelbewertung kennen gelernt:
  - Unabhängige Mengen sollen mit 0 bewertet werden.
  - Der Wert soll höher werden, wenn die Regel mehr Belege hat.
  - Der Wert soll niedriger werden, wenn die Mengen weniger Belege haben.
- Sie haben drei Maße kennen gelernt, die den Prinzipien genügen:
  - Einfaches Maß,
  - statistisches Maß und
  - Sicherheitsmaß.