Complete Mining of Frequent Patterns from Graphs: Mining Graph Data



Seminar aus Maschinellem Lernen Hongtao Yan





Übersicht



- Motivation
- Wiederholung Warenkorbanalyse (Apriori Algorithmus)
- Darstellung der graphstrukturierten Daten
 - Adjacency matrix
 - Induced Subgraph
 - Vorverarbeitung von labeled Links und self-Looped Knoten im Graph
 - Matrixcode
- Extraktion von häufigen Graphs
 - Join Operation
 - Kanonische Form
- Leistungsfähigkeit beurteilen
- Anwendung
 - Web Browsing Pattern Analyse
 - Chemische Karzinogenese Analyse



Motivation



- Erweitung des Aprioro-Algorithmus zum Itemset Mining auf Graphen
- Darstellung der Graphen als "Matrix"
- Mining häufige "induced" Graphs

Anwendung

- Web browsing analyse
- Chemische Analyse



Warenkorbanalyse (Apriori Algorithmus)

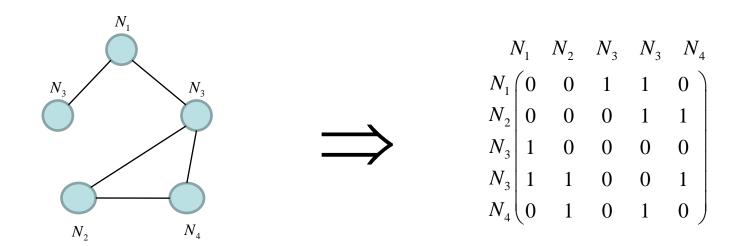


- •Es sei $I = \{i_1, i_2, ..., i_n\}$ eine Menge von Objekten (Items)
- ■D sei eine Menge von Transaktionen, wobei jede Transaktion eine Menge von Objekten ist.
- •Eine Assoziationsregel ist eine Implikation der Form X=>Y, wobei X und Y Untermengen von I sind. (Und X und Y keine gemeinsamen Elemente haben)
- ■Eine Regel X=>Y hat den Konfidenzwert c, falls c% der Transaktionen aus D, die X enthalten auch Y enthalten.
- ■Eine Regel X=>Y hat den Support s, wenn s% der Transaktionen aus D, X vereinigt Y enthalten.



Adjacency matrix





$$\sup(G) = \frac{nummer\ of\ transaction\ including\ an\ induced\ subgraph\ G}{total\ nummer of\ transactions}$$

$$\sup(B => H) = \sup(B \cup H) \qquad conf(B => H) = \frac{\sup(B \cup H)}{\sup(B)}$$



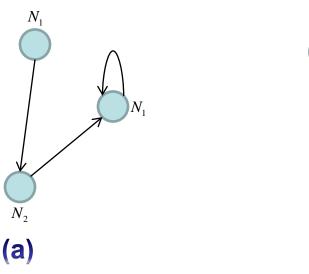
Induced Subgraph

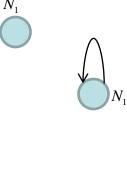


Formale Definition von "induced Graph"

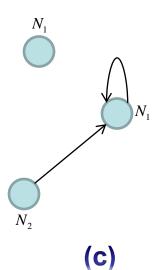
$$V(G') \subseteq V(G), \quad E(G') \subseteq E(G)$$

 $\forall u, v \in V(G') \{u, v\} \in E(G) \Leftrightarrow \{u, v\} \in E(G')$





(b)

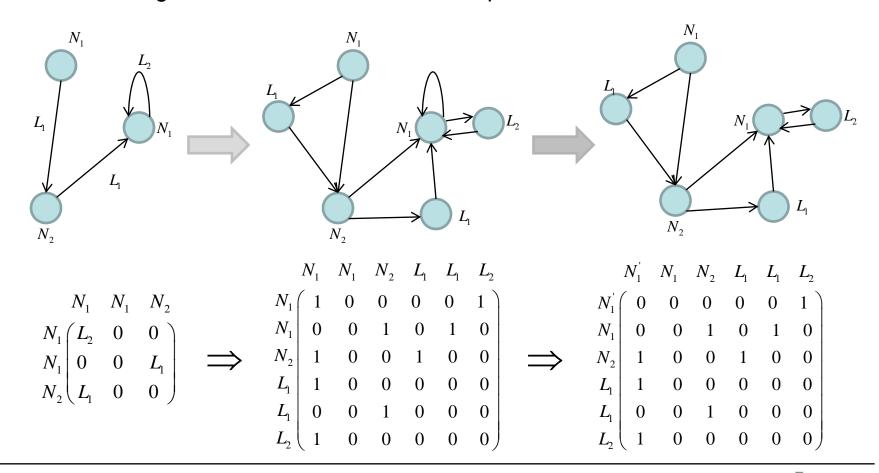




Labeled Links und self-Loop



•Umwandlung der labeled Links und self-looped Knoten





Matrixcode



$$X_{k} = \begin{pmatrix} 0 & x_{1,2} \downarrow & x_{1,3} & \dots & x_{1,k} \\ x_{2,1} & 0 & x_{2,3} \downarrow & \dots & x_{2,k} \\ x_{3,1} & x_{3,2} & 0 & \dots & x_{3,k} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{k,1} & x_{k,2} & x_{k,3} & \dots & 0 \end{pmatrix}$$
 Ungerichtet Graph:
$$code(X_{k}) = x_{1,2}x_{1,3}$$

$$code(X_k) = x_{1,2}x_{1,3}x_{2,3}x_{1,4}\cdots x_{k-2,k}x_{k-1,k}$$

Bsp.:

 $code(X_{\nu}) = 0101100101$

Gerichtet Graph:

$$code(X_k) = c_{1,2}c_{1,3}c_{2,3}c_{1,4}\cdots c_{k-2,k}c_{k-1,k}$$
 $wobei$
 $c_{i,j} = 2x_{j,i} + x_{i,j}$



Extraktion häufigen induced Subgraph



- •Häufig Subgraph mining ist ähnlich zum Itemset Mining Subgraph G mit k Knoten kann nur frequent sein, wenn alle Subgraphen von G mit k-1 Knoten auch frequent sind
- ■Zwei Subgraph können nur kombinieren, wenn die folgend drei Bedingung erfüllt sind
- Constraint 1:

$$X_{K} = \begin{bmatrix} X_{K-1} & x_{1} \\ x_{2}^{T} & 0 \end{bmatrix} \qquad Y_{K} = \begin{bmatrix} X_{K-1} & y_{1} \\ y_{2}^{T} & 0 \end{bmatrix}$$

$$Z_{K+1} = \begin{bmatrix} X_{K-1} & x_{1} & y_{1} \\ x_{2}^{T} & 0 & z_{k,k+1} \\ y_{2}^{T} & z_{K+1,k} & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_{K} & y_{1} \\ x_{2}^{T} & z_{K+1,k} & 0 \end{bmatrix}$$



Constraint



Constraint 2:

 $N(X_k, i)$: Label von i-ten Knoten in Matrix X_k .

$$N(X_k, i) = N(Y_k, i) = N(Z_{k+1}, i)$$
 and $N(X_k, i) \le N(X_k, i+1)$ for $i = 1, ..., k-1$

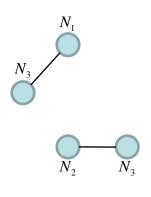
$$N(X_k, k) = N(Z_{k+1}, k), \ N(Y_k, k) = N(Z_{k+1}, k+1), and \ N(X_k, k) \le N(Y_k, k)$$

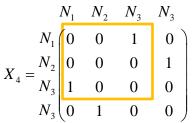


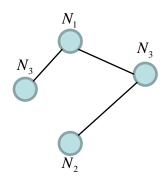
Constraint

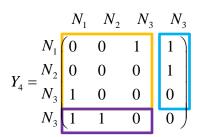


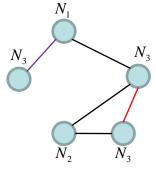
- ■Constraint 3: code(the first matrix) ≤ code(the second matrix)
- Die drei Constraint heißt "join operation"
- •Matrix, die durch "join operation" erzeugt ist, "normal Form" z.B.:











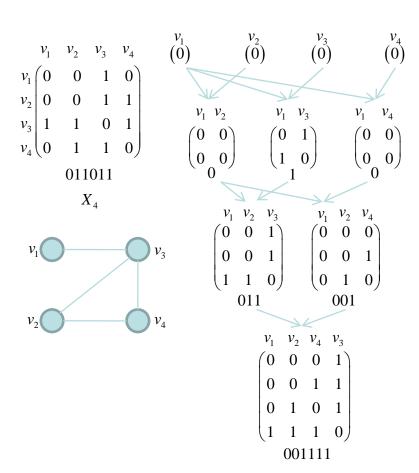
,	N_1	N_2	N_3	N_3	N_3
N_1	(0	0	1	0	1
N_2	0	0	0	1	
$Z_5 = N_3$	1	0	0	0	0
N_3	0	1	0	0	?
N_3	1	1	0	?	0



Normalform



- Direktes Vergrößern der Graphen um jeweils
 - ■Finde alle Graphen mit *k Knoten und* erweitere diese um einen weiteren Knoten => Kandidaten für *k*+1 elementare Graphen
- Generierung durch entfernen dem ith Knoten => non-normal form Matrix
- ■Ein Methode wandelt non-normal form zu normal Form um





Kanonisch Form



- ■Nach alle Kandidaten Graph erzeugt werden, überprüfen ihre Supportwert
- ■Problem: mehre Normalform bilden identisch Graph ab (z.B.)

- ■Falsche Ergebnis von Supportwert
- Lösung: Kanonisch Form

$$\Gamma(G) = \{X_k \mid X_k \text{ is an nomal form matrix and } G \equiv G(X_k)\}$$

$$C_k \text{ w.r.t } code(C_k) = \min_{X_k \in \Gamma(G)} code(X_k)$$



Kanonisch Form



Erzeugung durch Permutation der Zeile und Spalten der normalen Form

$$C_k = W_k^T X_k W_k$$

- Annahme: Permutationsmatrix für jeden häufigen induced k-1 Supgraph sind bekannt
 - ■Theorem 1: Die erste Matrix einem Kanonischen Form Matrix ist auch ein Kanonischen Form Matrix

$$C_k = \begin{pmatrix} C_{k-1} & C_1 \\ C_2^T & 0 \end{pmatrix}$$

■Theorem 2:

$$code(C_{k-1}) \le code(can(X_{k-1}^m))$$
 $(1 \le m \le k, N(X_k, m) = N(X_k, k))$

Definition: "pseudo- canonical form"

$$C_k^p = \begin{pmatrix} C_{k-1} & C_{-1}^p \\ C_{-2}^{pT} & 0 \end{pmatrix}$$

$$G(C_k^p) \equiv G(C_k) \equiv G(X_k) \qquad code(C_k) \le code(C_k^p)$$



Kanonisch Form



- $■X^{m}_{k-1}$ (1≤m≤k) wird zum normale Form umgewandelt. Permutationsmatrix: T^{m}_{k-1} .
- ■Zum Kanonische Form umgewandelt. Permutationsmatrix: S^m_{k-1}
- T^m_k und S^m_k wird wie folgende Gleichung definiert.

$$s_{i,j} = \begin{cases} s_{i,j}^m & 0 \le i \le k-1 \text{ and } 0 \le j \le k-1 \\ 1 & i=k \text{ and } j=k \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$t_{i,j} = \begin{cases} t_{i,j}^m & i < m \text{ and } j \ne k \\ t_{i-1,j}^m & i > m \text{ and } j \ne k \\ 1 & i=m \text{ and } j \ne k \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

nach Theorem 3: ein "pseudo-canonical form"

$$C_k^p w.r.t code(C_k^p) = \min_{m} code((T_k^m S_k^m)^T X_k (T_k^m S_k^m))$$

•Und ein Kanonische Form wie folgend

$$C_k w.r.t code(C_k) = \min_{U_k \in \Lambda(C_c^p)} code((U_k^T C_k^p U_k))$$



Beispiel



$$T_{4}^{1} = \begin{pmatrix} 1 & & & \\ & 1 & & \\ & & & 1 \end{pmatrix} \text{ and } S_{4}^{1} = \begin{pmatrix} 1 & & & \\ & 1 & & \\ & & & 1 \end{pmatrix} \Rightarrow T_{5}^{1} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}, S_{5}^{1} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

- •Für m=1,2,3,4 und 5 $code((T_5^m S_5^m)^T X_5(T_5^m S_5^m))$ =0011010011, 0011110010, 011110010, 0000111011 0000111101
- •m=4 ist Minimum C_5^p ist gefunden
- •Y₅ ist kanonische Form



Algorithmus



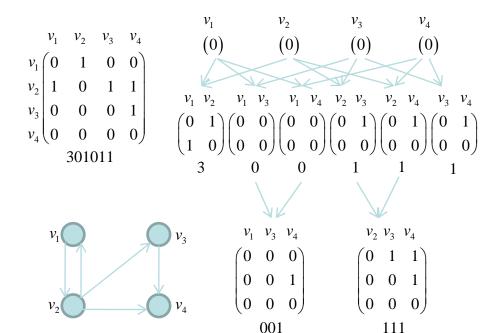
```
1) forall X_k in a set of candidate frequent induced subgraphs
   X_{k} = X_{k}, m \leq 1
   while m \le k do begin
     if (N(X_k, m) = N(X_k, k)) then do begin
4)
       if (code(X'k) > code((T_k^m S_k^m)^T X_k(T_k^m S_k^m))) then do begin
5)
6)
         X_{\nu} = (T_{\nu}^{m} S_{\nu}^{m})^{T} X_{\nu} (T_{\nu}^{m} S_{\nu}^{m});
         if (the transformation matrix of X_k to the canonical form is known) then do begin
7)
          X_{\kappa} = S_{\kappa}^T X_{\kappa} S_{\kappa}
         //where Sk is the matrix to transform X_k in r.h.s. to its canonical form./
9)
           break:
10)
          end
11)
        end
12)
       end
13)
       m=m+1
14)
     end
15)
      if(the canonical form of X_{\kappa} has not been derived in the step 8)
       X_{k} = permutation(X_{k});
16)
17)
      end
     Canonical form of X_k is X'_k;
19) end
```



Generierung häufigen Subgraphs



- •Annahme: 2 sitz Subgraph, die code 3 ist, ist nicht häufig Subgraph
- Kombination wenn first Matrix gleich ist
- Kombination wenn Knotenlabel in erst Matrix gleich sind.





Leistungsbewertung



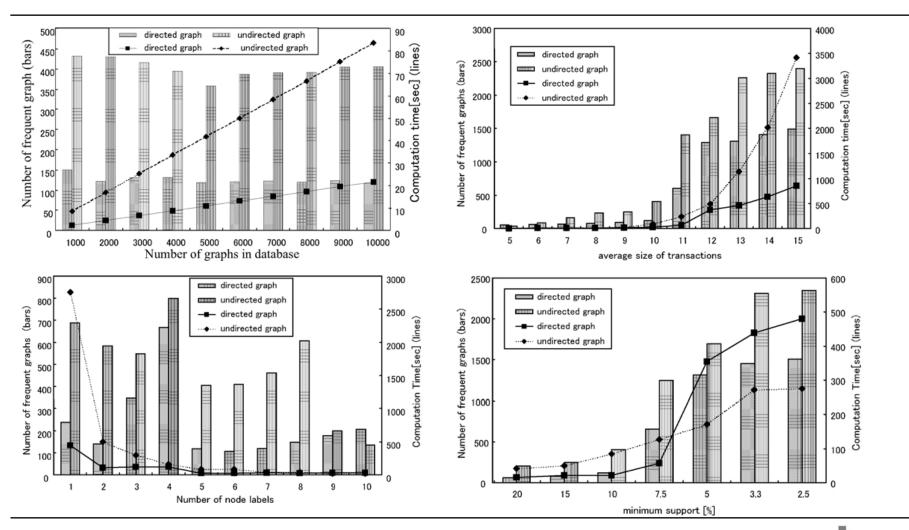
Pentium CPU 400MhHz, Ram 128MB

Parameter	Definition	Default value	
D	Number of transaction	10,000	
T	Average transaction size	10	
L	Number of basic patterns	10	
I	Average basic patterns size	4	
N	Number of node labels	5	
р	Link existence probability	50%	
minsup	Minimum support	10%	



Leistungsbewertung



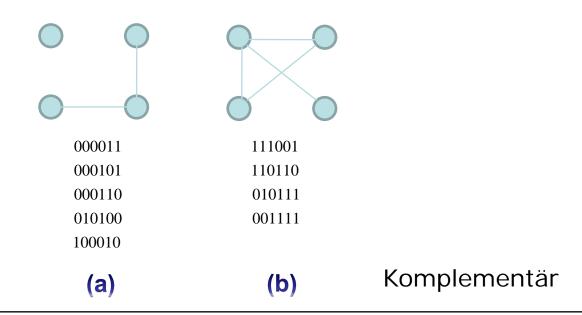




Leistungsbewertung



■Ein komplett Graph ist ein Graph, in dem ein Link für jeder Knoten existiert.

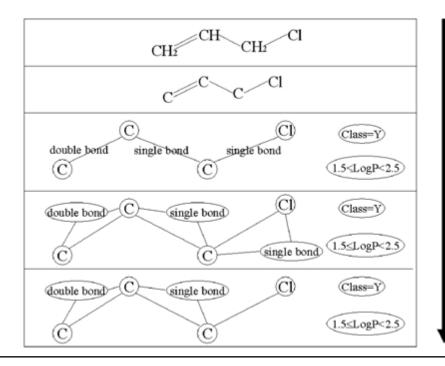


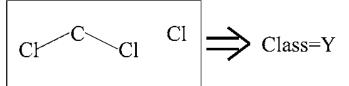


Anwendung

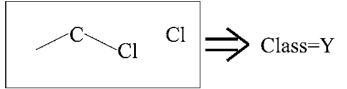


- Web Browsing Analyse
- Chemische Karzinogenes Analyse





Ex1. support=31.7%, confidence=86.7%



Ex2. support=36.6%, confidence=83.3%





Danke für Ihre Aufmerksamkeit

