# Chapitre 4

# Taches du Data Mining Règles d'association

#### Introduction

La technique d'extraction des règles d'association fait partie des modèles du Data Mining associative, cette technique permet la découverte de règles intelligibles et exploitables dans un ensemble de données, tout en exprimant des associations entre les données. L'objectif du processus d'extraction est de découvrir des règles (relations) significatives entre attributs extraits des bases de données, dont le support et la confiance sont au moins égaux à des seuils minimaux définis par l'utilisateur.

#### Recherche de règles d'association

#### \* Règles de la forme

#### **ANTECEDENT** → **CONSEQUENT** [Support, Confiance]

(support et confiance sont des mesures d'intérêt définies par l'utilisateur)

- $\checkmark$  Achat (x, « Beurre ») ET Achat (x, « Pain »)  $\rightarrow$  Achat(x, « Lait ») [70%, 80%]
- ✓ Achat (x, « Farine ») ET Achat  $(x, « Gâteaux ») \rightarrow Achat <math>(x, «Couches »)$  [30%, 80%]
- $\checkmark$  Achat (x, « Caviar »)  $\rightarrow$  Achat(x, « Champagne ») [10%, 90%]

#### Interprétation

- $\square$  R : X  $\rightarrow$ Y (A%, B%)
- ✓ **Support** : portée de la règle

Proportion de paniers contenant tous les attributs A% des clients ont acheté les 2 articles X et Y

**✓** Confiance :

Proportion de paniers contenant le conséquent parmi ceux qui contiennent l'antécédent B% des clients qui ont acheté X ont aussi acheté Y

- $\triangleright$  Beurre, Pain  $\rightarrow$  Lait [70%, 80%]
- ➤ Farine, Gâteaux → Couches [30%, 80%]
- ightharpoonup Caviar ightharpoonup Champagne [10%, 90%]

#### Utilisation des règles d'association

Farine, ... → Couches

Couches comme conséquent

déterminer ce qu'il faut faire pour augmenter les ventes

Farine comme antécédent

quel produit serait affecté si on n'arrête de vendre de la Farine

Farine comme antécédent et Couche comme conséquent

quels produits devraient être vendus avec la Farine pour promouvoir la vente de couches

#### Définitions

- □ Soit un ensemble  $I = \{I1, I2, ..., Im\}$  d'items, une transaction T est définie comme les sous-ensembles d'items dans  $I \subseteq I$ .
  - ❖ I = {Farine, Café, Couche, Gâteaux, Moutarde, Saucisse...}
  - ❖ T1 = {Café, Moutarde, Saucisse}
- ☐ Une transaction n'a pas de duplicats
- ☐ Soit une base de données D un ensemble de n transactions et chaque transaction est nommée par un identifiant (TID).
  - ❖ D = {{T1, {Café, Moutarde, Saucisse}}, {T2, {Farine, Café, Gâteaux}}, ...}

#### Une base de données

☐ Une représentation de la base de données D

Client	Pizza	Lait	Sucre	Pommes	Café
1	1	0	0	0	0
2	0	1	1	0	0
3	1	0	0	1	1
4	0	1	0	0	1
5	1	0	1	1	1

#### **Définitions**

- ☐ Une transaction T supporte un ensemble  $X \subseteq I$  si elle contient tous les items de X ( $X \subseteq T$ ).
  - ✓ T1 supporte {Café, Moutarde, Saucisse}
- □ Support de X (**Supp(X)**): fraction de toutes les transactions dans D qui supportent X.
- $\Box$  Si supp(X) ≥ minsup l'ensemble X est dit **fréquent**.
- $\square$  Un ensemble d'items (*itemset*) X de cardinalité k = |X| est appelé un k-itemset.
  - 3-itemset : {Café, Moutarde, Saucisse}

#### Propriétés des ensembles fréquents

- □ **Propriété 1** : support pour les sous-ensembles
  - ✓ Si A ⊆ B pour les itemsets A, B alors supp(A) >= supp(B) car toutes les transactions dans D qui supportent B supportent aussi nécessairement A.
- A={Café, Moutarde}, B ={Café, Moutarde, Saucisse}
- □ **Propriété 2** : les sous-ensembles d'ensembles fréquents sont fréquents
- □ **Propriété 3** : les sur-ensembles d'ensembles non fréquents sont non fréquents (anti-monotonie)

#### Définition des Règles d'association

```
☐ Une règle d'association est une implication de la forme
     R: X \rightarrow Y où X et Y sont des itemsets disjoints : X, Y \subseteq I et X \cap Y = \emptyset.
     Farine, Gâteaux → Couches
☐ Confiance (confidence) dans une règle R
☐ Si une transaction supporte X, elle supporte aussi Y avec une certaine probabilité appelée
   confiance de la règle (conf(R)).
conf(R) = p(Y \subseteq T \mid X \subseteq T)
          = p(Y \subseteq T \land X \subseteq T) / p(X \subseteq T)
          = support (X U Y) / support(X)
            Supp(Farine, Gâteaux, Couches)
 conf(R) = -----
                                                           ≥ confiance ?
                Supp (Farine, Gâteaux)
```

#### Propriétés des règles d'association

- ☐ **Propriété 4** : pas de composition des règles
  - ❖ Si X → Z et Y → Z sont vrais dans D, X U Y → Z n'est pas nécessairement vrai.
  - ✓ Considérons le cas où  $X \cap Y = \emptyset$  et les transactions dans D supportent Z si et seulement si elles supportent X ou Y, alors l'ensemble X U Y a un support de 0 et donc X U Y  $\rightarrow$  Z a une confiance de 0%.
- ☐ **Propriété 5** : décomposition des règles
  - ❖ Si X U Y → Z convient, X → Z et Y → Z peut ne pas être vrai.
- ☐ **Propriété 6** : pas de transitivité
  - $\Leftrightarrow$  Si X  $\rightarrow$  Y et Y  $\rightarrow$  Z, nous ne pouvons pas en déduire que X  $\rightarrow$  Z.
- ☐ **Propriété 7** : déduire si une règle convient
- ❖ Si A  $\rightarrow$  (L-A) ne vérifie pas la confiance alors nous n'avons pas B  $\rightarrow$  (L-B) pour les itemsets L, A, B et B  $\subseteq$  A.

#### En résumé

```
Itemsets: A, B ou B, E, F
Support pour un itemset
Supp (A,D)=1
Supp (A,C) = 2
Itemsets fréquents (minSupp=50%)
{A,C} est un itemset fréquent
Pour minSupp = 50% et minConf = 50%, nous avons les règles suivantes:
A → C [50%, 50%]
C → A [50%, 100%]
```

Trans. ID	Items
1	A, D
2	A, C
3	A, B, C
4	A, B, E, F

#### algorithmique de base

- ☐ La plupart des approches utilise le même schéma algorithmique
- ☐ Pour construire les règles d'association, le support de tous les itemsets fréquents dans la base doit être calculé
- ☐ L'algorithme procède en deux phases :
  - 1) Génération de tous les ensembles fréquents
  - 2) Génération des règles d'association
- > Comptage des itemsets
- ☐ Une première approche

$$I = \{A, B,C\}$$

☐ Génération de tous les cas possibles :

```
{Ø},{A}, {B}, {C},
{A,B}, {A,C}, {B,C}
{A,B,C}
```

☐ Comptage du support

#### Génération des ensembles fréquents

- Le nombre d'ensemble fréquent potentiel est égal à la taille du produit cartésien de tous les items .... qui croit exponentiellement en fonction du nombre d'items considérés.
- ☐ Approche naïve : recherche exhaustive et test de tous les ensemble du produit cartésien pour savoir s'ils sont fréquents
- $\square$  1000 items =>  $2^{1000}$  ensembles à considérer

#### Construction des règles

- ☐ Pour chaque ensemble fréquent X, chaque sousensemble est choisi comme antécédent de la règle, le reste devenant la partie conséquent.
- ☐ Comme X est fréquent, tous les sous-ensembles sont fréquents (Propriété 3) donc leur support est connu. La confiance d'une règle est calculée et une règle est conservée ou pas selon la confiance minimale.
- ☐ Amélioration : (Propriété 7) quand une règle échoue, aucun sous ensembles de l'antécédent n'est à considérer.

#### L'algorithme APRIORI

- ☐ But : minimiser les candidats
  ☐ Principe : généror soulement les candidats nour les quels tous les sous
  - ☐ Principe : générer seulement les candidats pour lesquels tous les sous-ensembles ont été déterminés fréquents
  - Génération des candidats réalisée avant et de manière séparée de l'étape de comptage

```
Input : C_k: itemsets candidats de taille k
Output : L_k : itemsets fréquents de taille k
L_1 = {items fréquents}; for (k = 1; L_k != \emptyset; k++) do
C_{k+1} = candidats générés à partir de L_k;
Pour chaque transaction t de la base de données, incrémenter le compteur de tous les candidats dans C_{k+1} qui sont contenus dans t
L_{k+1} = candidats dans C_{k+1} avec minSupp return U_k L_k;
```

#### Détails d'APRIORI

```
☐ Comment générer les candidats ?
      Etape 1: auto-jointure sur L<sub>k</sub>
      Etape 2: élagage
☐ Comment compter le support des candidats ?
      Génération des candidats
\square Les items de L_{k-1} sont ordonnés par ordre lexicographique
\square Etape 1: auto-jointure sur L_{k-1}
          INSERT INTO C<sub>k</sub>
          SELECT p.item<sub>1</sub>, p.item<sub>2</sub>, ..., p.item<sub>k-1</sub>, q.item<sub>k-1</sub>
          FROM L_{k-1} p, L_{k-1} q
          WHERE p.item<sub>1</sub>=q.item<sub>1</sub>, ..., p.item<sub>k-2</sub>=q.item<sub>k-2</sub>, p.item<sub>k-1</sub> < q.item<sub>k-1</sub>
☐ Etape 2: élagage
       For each itemset c in C_{\nu} do
          For each (k-1)-subsets s of c do if (s is not in L_{k-1}) then delete c from C_k
```

### Génération des candidats : exemple

- $\square$   $L_3$ ={abc, abd, acd, ace, bcd}
- $\square$  Auto-jointure :  $L_3*L_3$ 
  - ✓ abcd à partir de abc et abd
  - ✓ acde à partir de acd et ace
- ☐ Élagage :
  - ✓ acde est supprimé car ade n'est pas dans L<sub>3</sub>
- **□** C4={abcd}

#### Comptage du support des candidats

- ☐ Parcourir la base. Pour chaque tuple extrait t, compter tous les candidats inclus dedans
  - ✓ Rechercher toutes les feuilles qui peuvent contenir les candidats
  - ✓ Hachage sur chaque item du tuple et descente dans l'arbre des candidats
- ☐ Dans les feuilles de l'arbre vérifier ceux effectivement supportés par t
- ☐ Incrémenter leur support

### Illustration

CID	Items
1	A B
2	ABCDEF
3	BDG
4	BEG
5	DFG
6	DEG
7	ВЕ
8	BDEF

Support minimal = 1

### Illustration

<b>C</b> 1	Support
A	2
В	6
С	1
D	5
Е	5
F	3
G	4

 $L1 = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}, \{D\}, \{E\}, \{F\}, \{G\}\}\}$  1-itemsets fréquents

#### Illustration

<b>C2</b>	Support	C2	Support
AB	2	CD	1
AC	1	CE	1
AD	1	CF	1
AE	1	CG	0
AF	1	DE	3
AG	0	DF	3
ВС	1	DG	3
BD	3	EF	2
BE	4	EG	2
BF	2	FG	1
BG	2		

2-itemsets fréquents

 $\{\{A,B\},\{A,C\},\{A,D\},\{A,E\},\{A,F\},\{B,C\},\{B,D\},\{B,E\},\{B,F\},\{B,G\},\{C,D\},\{C,E\},\{C,F\},\{D,E\},\{D,F\},\{D,G\},\{E,F\},\{E,G\},\{F,G\}\}\}$ 

#### Illustration

<b>C</b> 3	Support	<b>C3</b>	Support
ABC	1	BDE	2
ABD	1	BDF	2
ABE	1	BDG	1
ABF	1	BEF	2
ACD	1	BEG	1
ACE	1	BFG	0
•••	•••	•••	•••
BCF	1	EFG	0

L3 = {{A,B,C},{A,B,D},{A,B,E},{A,B,F},{A,C,D}, ... {D,F,G}} {B,C,G} élagué par Apriori-Gen car {C, G} n 'appartient pas à L2

#### Illustration

<b>C4</b>	Support	<b>C4</b>	Support
ABCD	1	ACEF	1
ABCE	1	ADEF	1
ABCF	1	BCDE	1
ABDE	1	BCDF	1
ABDF	1	BCEF	1
ABEF	1	BDEF	2
ACDE	1	BDEG	0
ACDF	1	CDEF	0

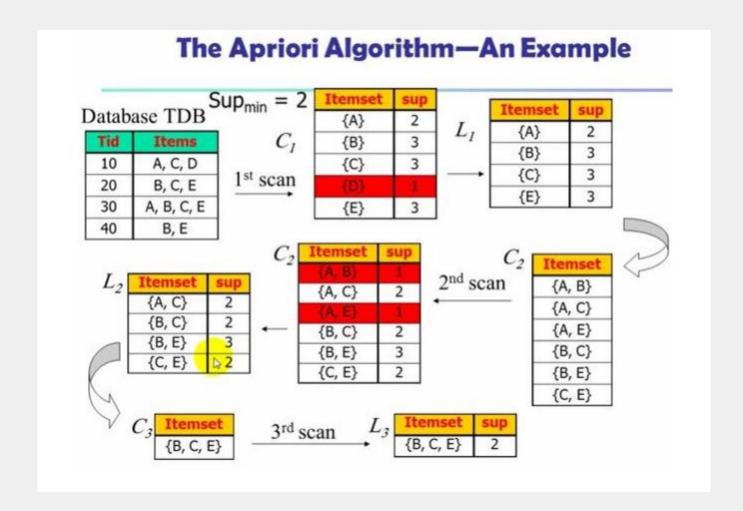
```
L4 = {{A,B,C,D},{A,B,C,E},{A,B,C,F}, .... {C,D,E,F}}
{B,D,F,G}, {B,E,F,G} élagués car {B,F,G} n 'appartient pas à L3
{D,E,F,G} élagué car {E,F,G} n 'appartient pas à L3
```

#### Illustration

C6	Support
ABCDEF	1

6-itemsets fréquents L6 =  $\{\{A,B,C,D,E,F\}\}$ C7 =  $\{\emptyset\}$  => l'algorithme se termine.

Illustration



#### Illustration

Extraction des règles d'association (I) Démarche

Paramètres: Fixer un degré d'exigence sur les règles à extraire >> Support min. (ex. 2 transactions) >> Confiance min. (ex. 75%)

→ L'idée est surtout de contrôler (limiter) le nombre de règles produites

Démarche : Construction en deux temps >> recherche des itemsets fréquents (support >= support min.) >> à partir des itemsets fréquents, produire les règles (conf. >= conf. min.)

```
Quelques définitions :

>> item = produit

>> itemset = ensemble de produits (ex. {p1,p3})

>> sup(itemset) = nombre de transactions d'apparition simultanée des produits (ex. sup{p1,p3} = 4)

>> card(itemset) = nombre de produits dans l'ensemble (ex. card{p1,p3} = 2)
```