BI = Business Intelligence
Master Data-Science
Cours 6 - Data Mining

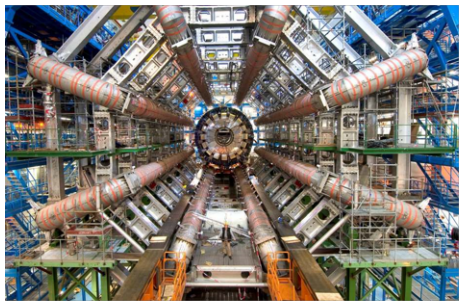
Ludovic DENOYER - ludovic.denoyer@lip6.fr
Laure SOULIER -laure.soulier@lip6.fr
D'après Elisa Fromont

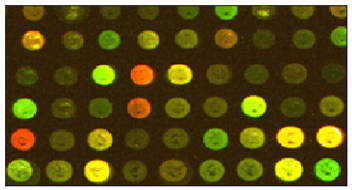
UPMC

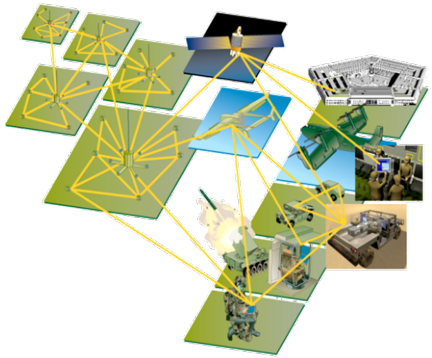
19 février 2017

Le Data Mining

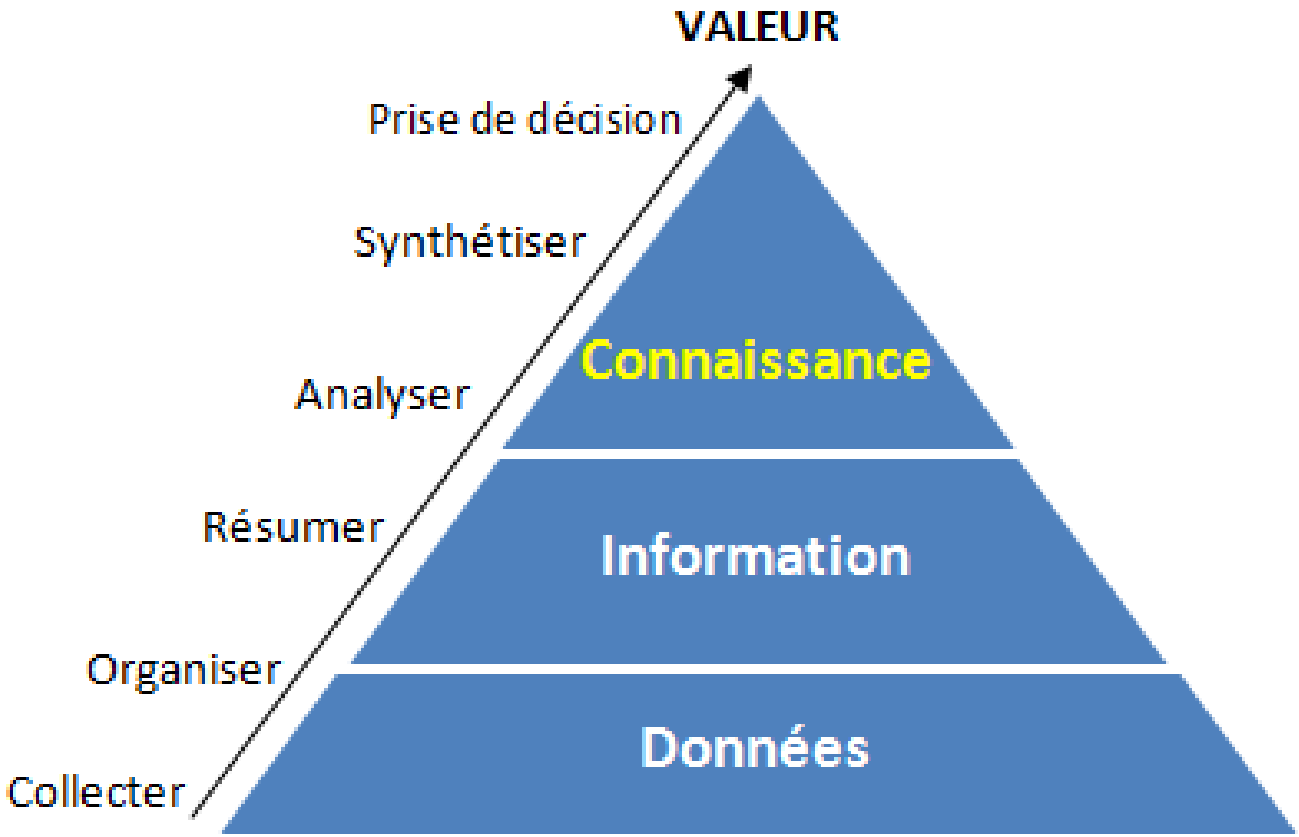
- De plus en plus de données



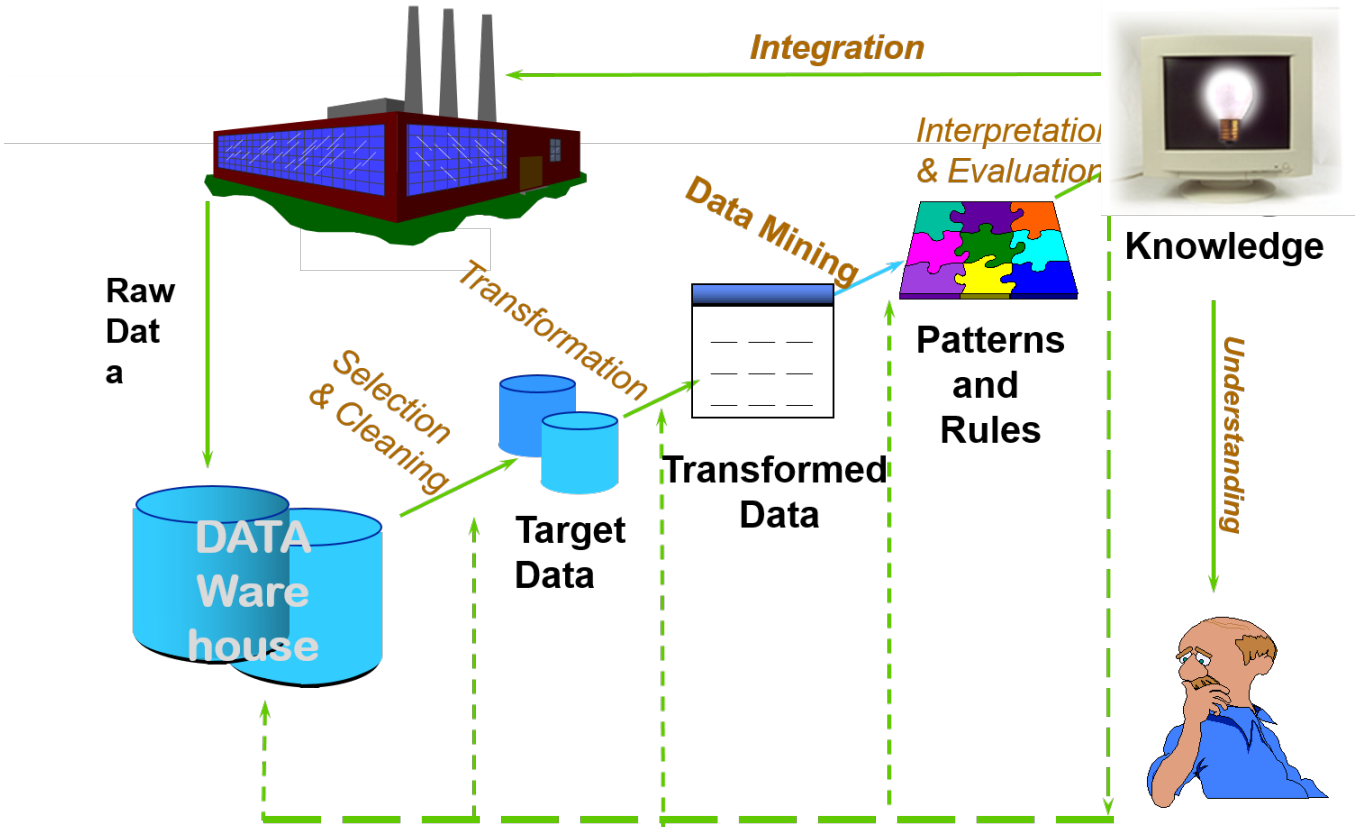




Données - Information - Connaissance



Le Data Mining



Le Data Mining - Exemples d'utilisation de données

- Transports : gestion des flux des usagers, prévention des bouchons, ...
- Marketing : analyse des préférences de consommation, recommandations de produits, ciblage des consommateurs
- Grande distribution : analyse des tickets de caisse, fidélisation du client, cross selling/up selling...
- Ressources humaines : analyse des CV des candidats croisée avec leur réseau social
- Scientifiques : prévision de la météo, analyse du génome, analyse des imageries médicales, ...
- Informatique : détection de pannes ou d'incidents sécuritaires, ...

Le Data Mining - Exemples d'utilisation de données

- Les réseaux sociaux
  - Analyse des amis, analyse temporelle du réseau, détection de communautés
  - Analyse des interactions entre utilisateurs : popularité, rôle dans le réseau
  - Analyse du contenu des messages : intérêts, évolution du langage/des intérêts, connaissance du monde (web sémantique), analyse d'opinion et de controverses, détection de fléau (grippe), analyse des votes (like/follow...)
  - Recommandation d'amis, de communauté/de groupes, de contenu
  - Recherche d'information
  - Construction de résumé, de flux temporels

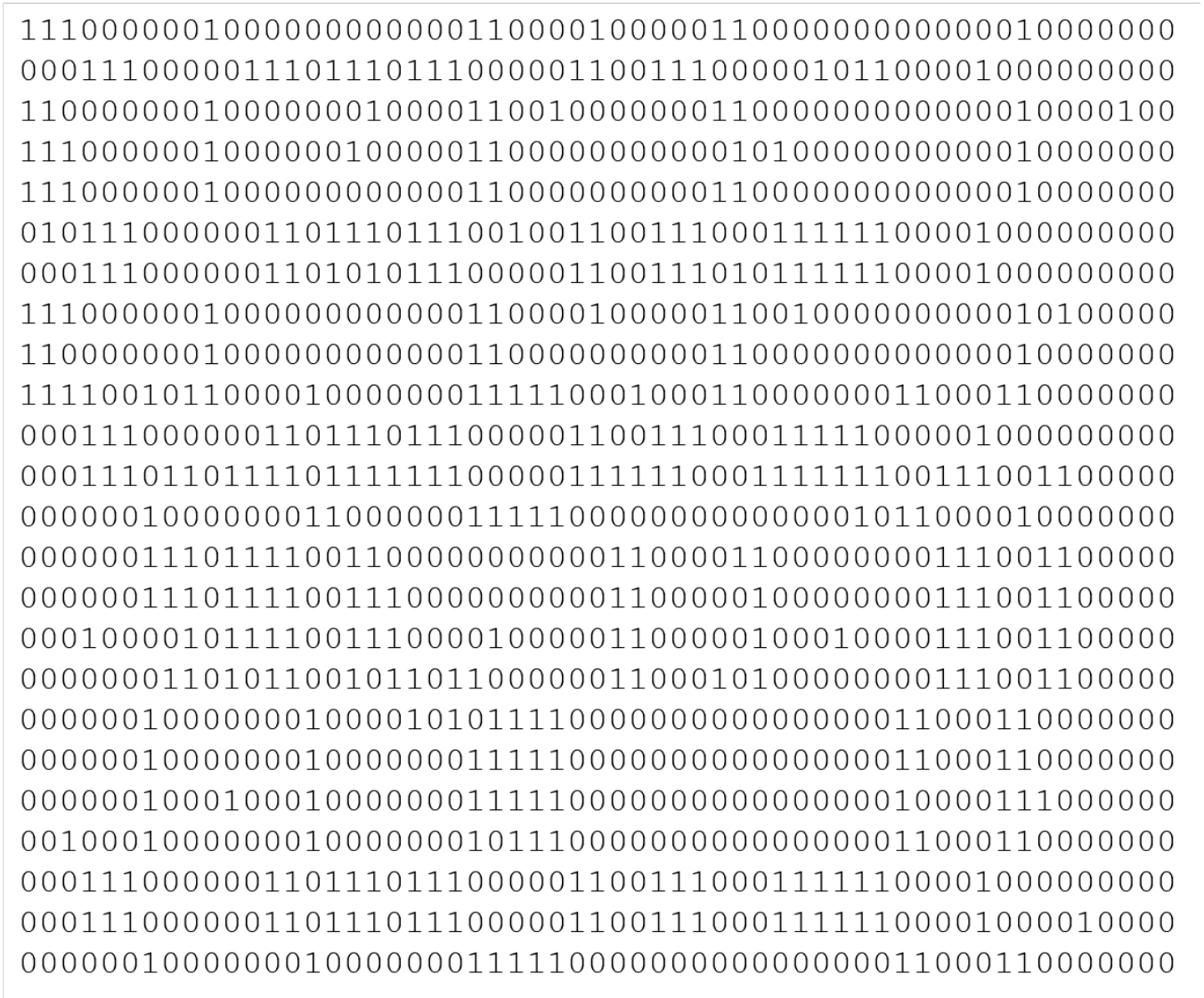
Le Data Mining

$\Rightarrow$ Impossibilité d'analyser les données manuellement $\Rightarrow$ Besoin de développer des outils/méthodes d'analyse de données

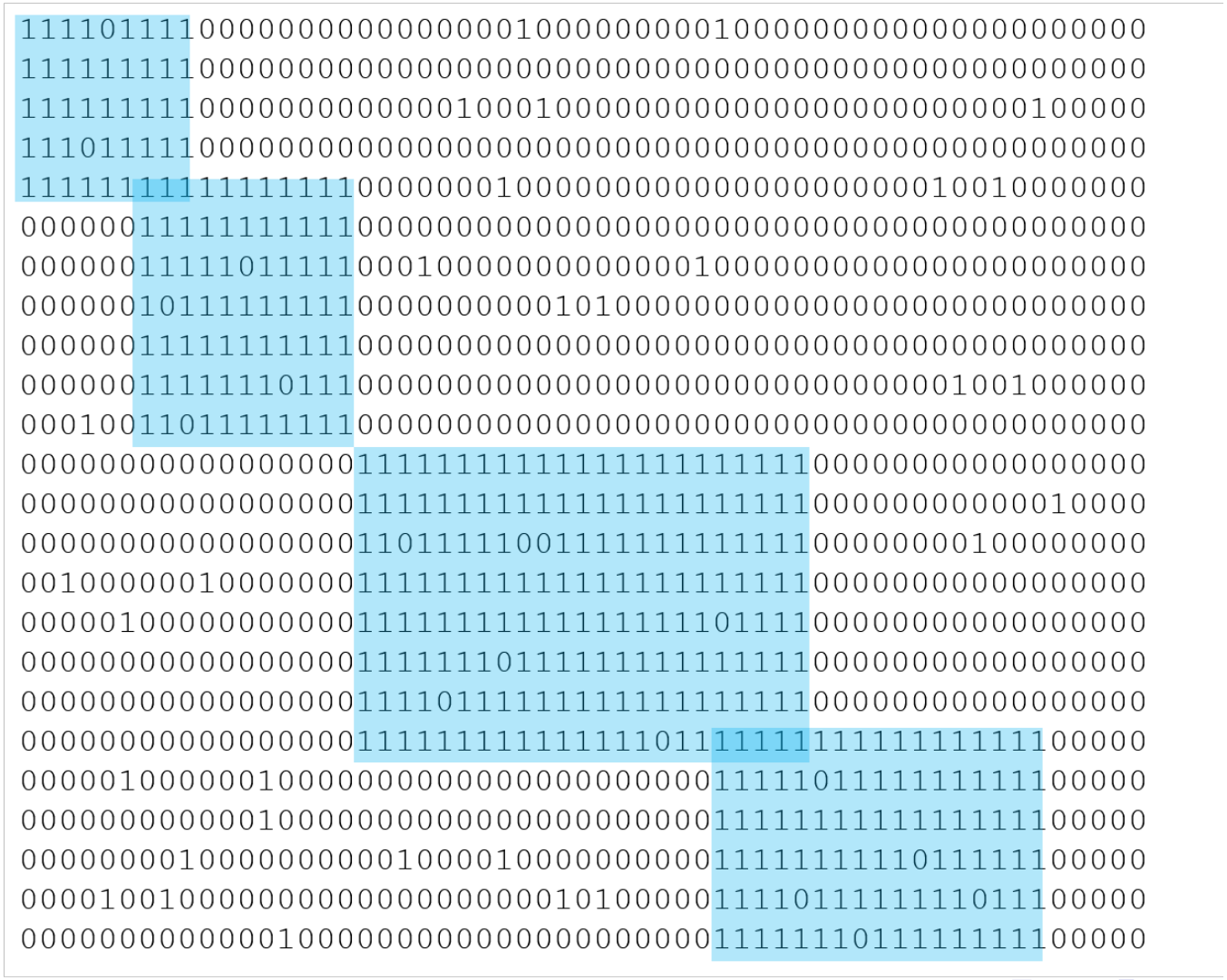
Data Mining

the use of sophisticated data analysis tools to discover previously unknown, valid patterns and relationships in large data sets
(Hand, Mannila, Smyth)

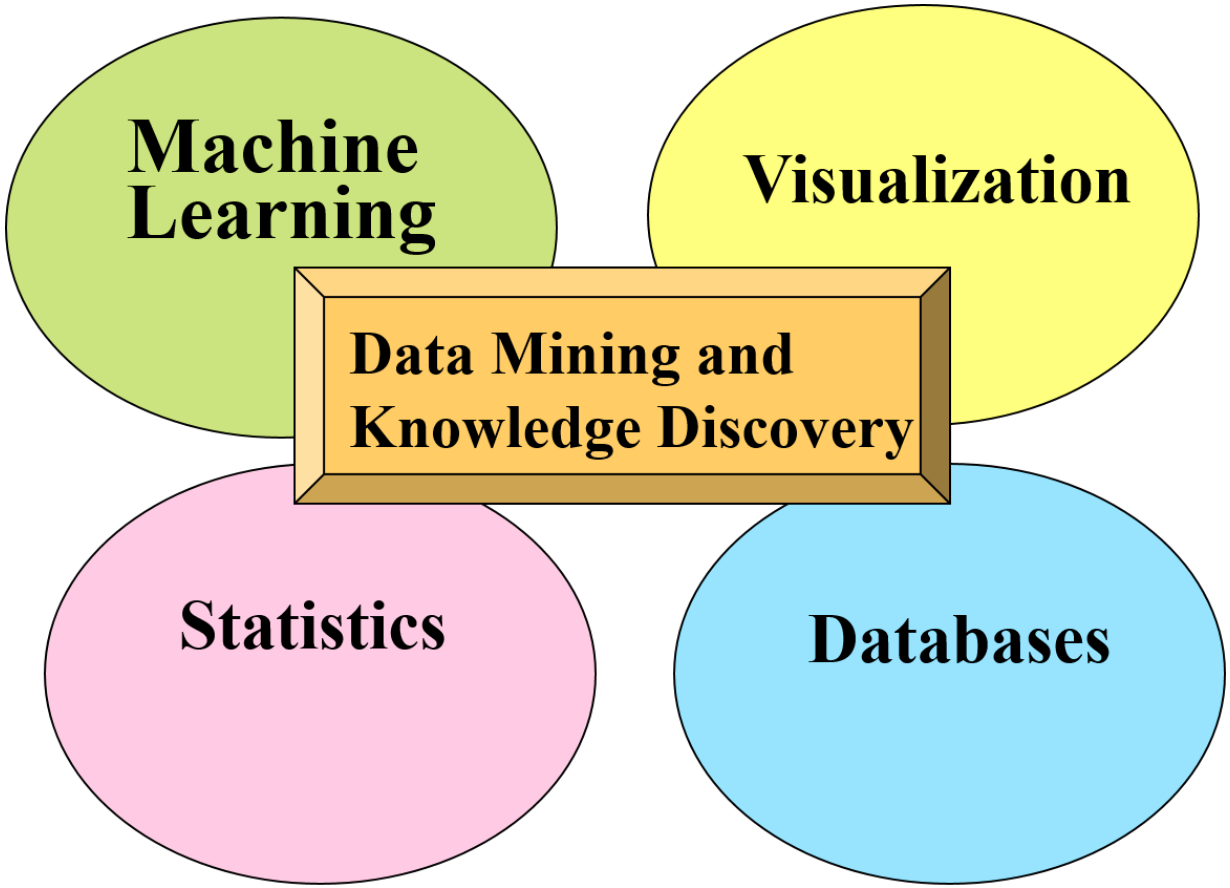
Le Data Mining



Le Data Mining



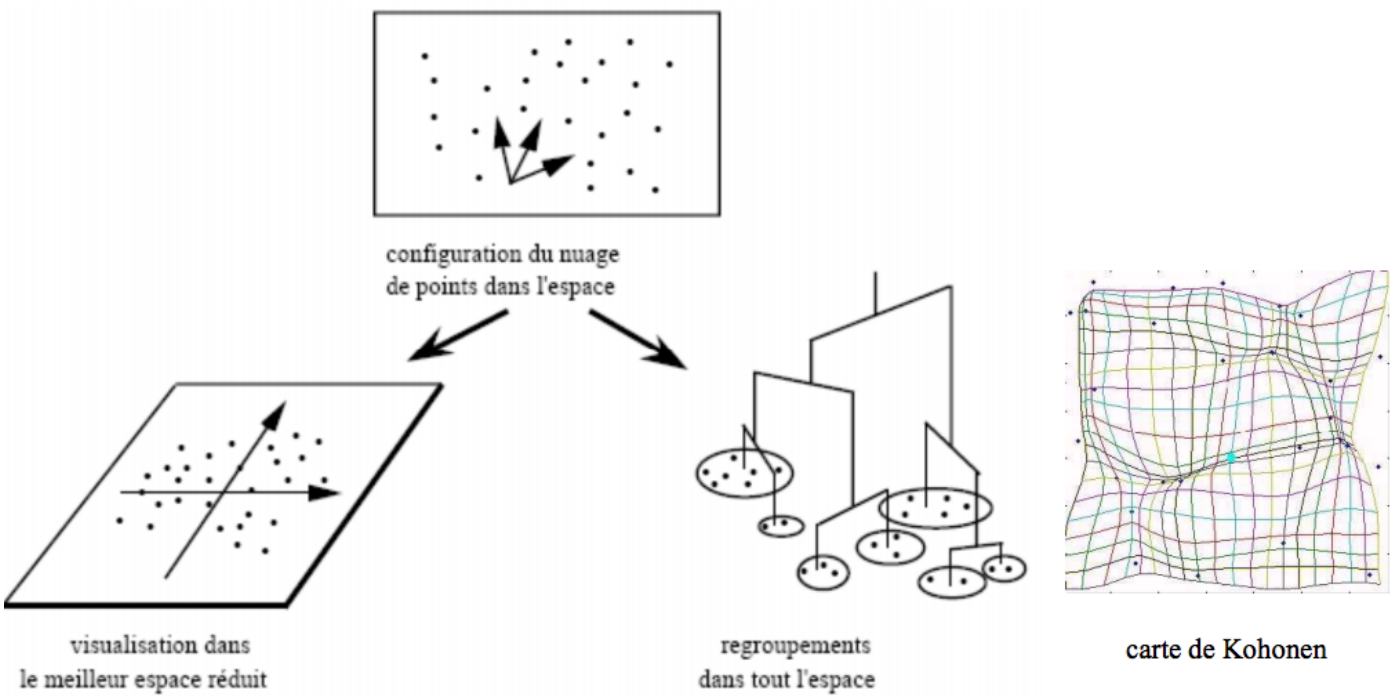
Le Data Mining



A cela, rajouter les connaissances métier, les experts du domaine sont vos collaborateurs !

Le Data Mining : Les familles de méthodes (1/2)

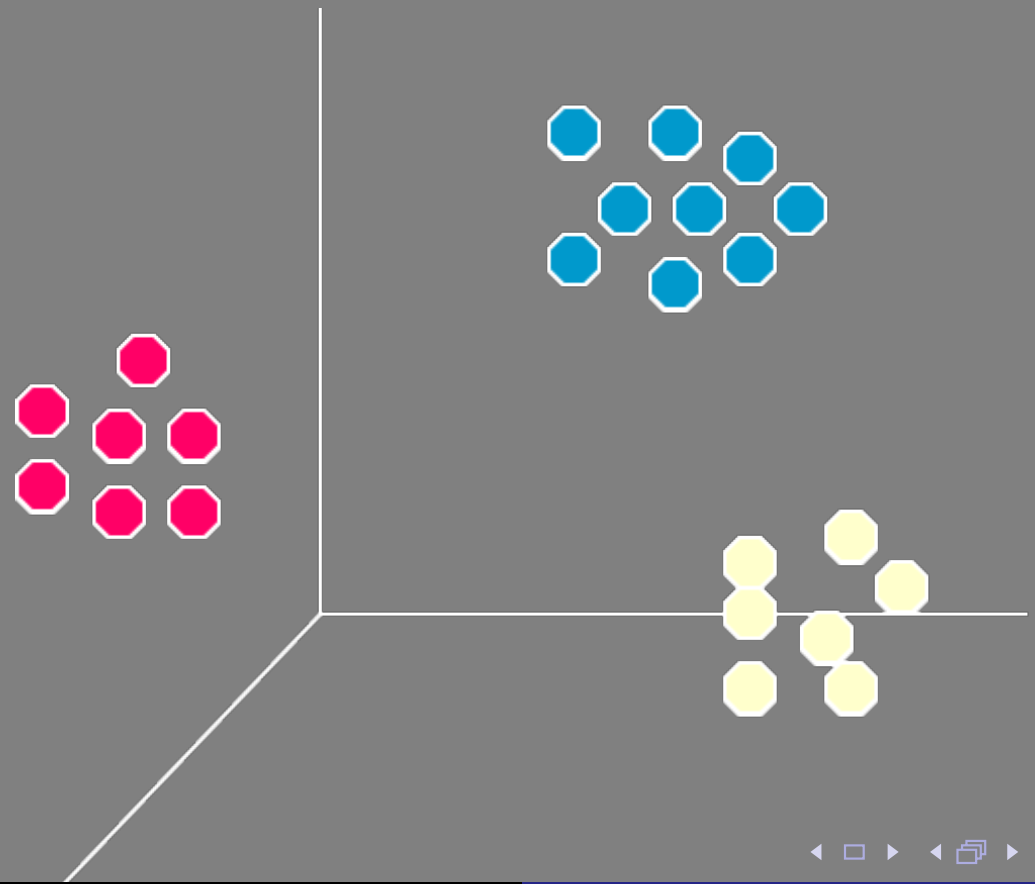
- Méthodes descriptives (pattern mining) : identifier/synthétiser les informations présentes mais cachées dans un gros volume de données (règles association, analyses factorielles, clustering, ...)



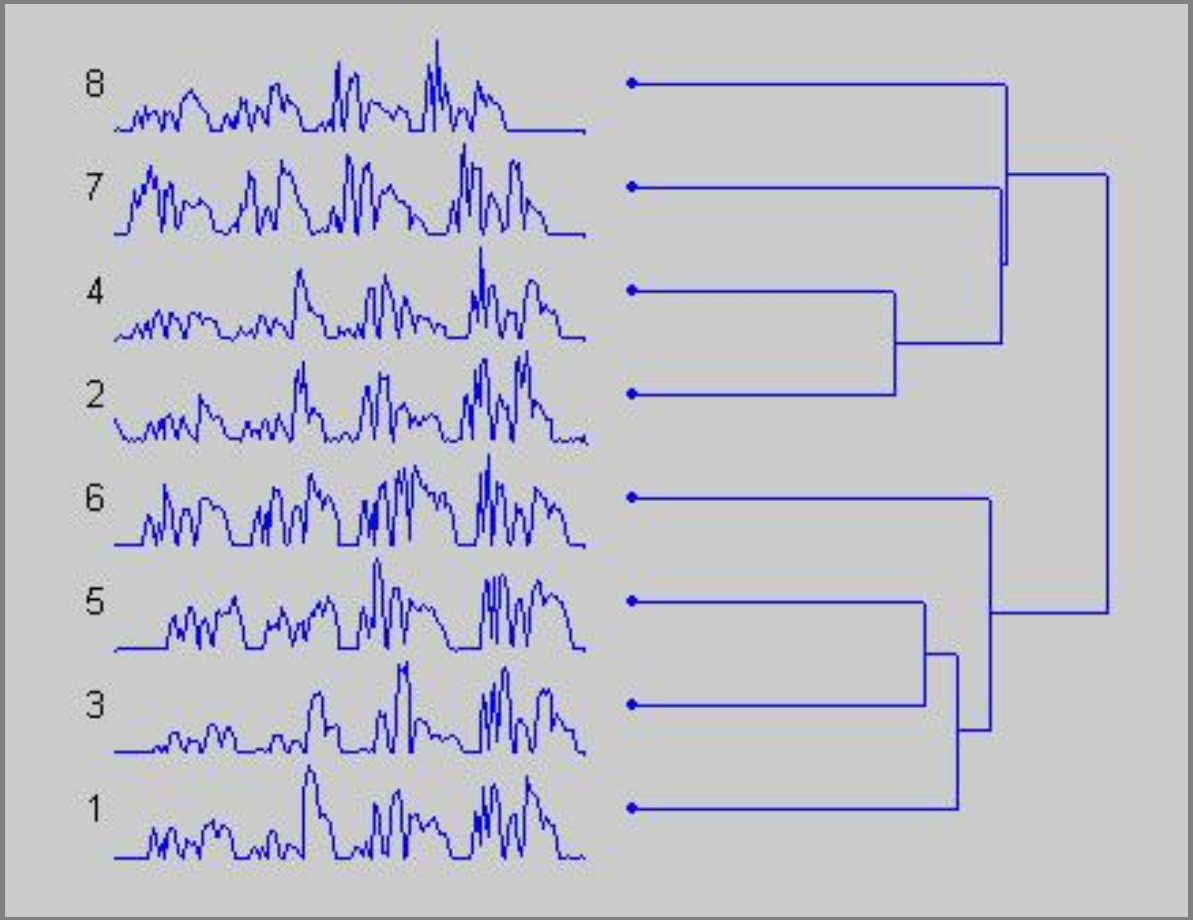
Source : Lebart-Morineau-Piron, Statistique exploratoire multidimensionnelle

Clustering

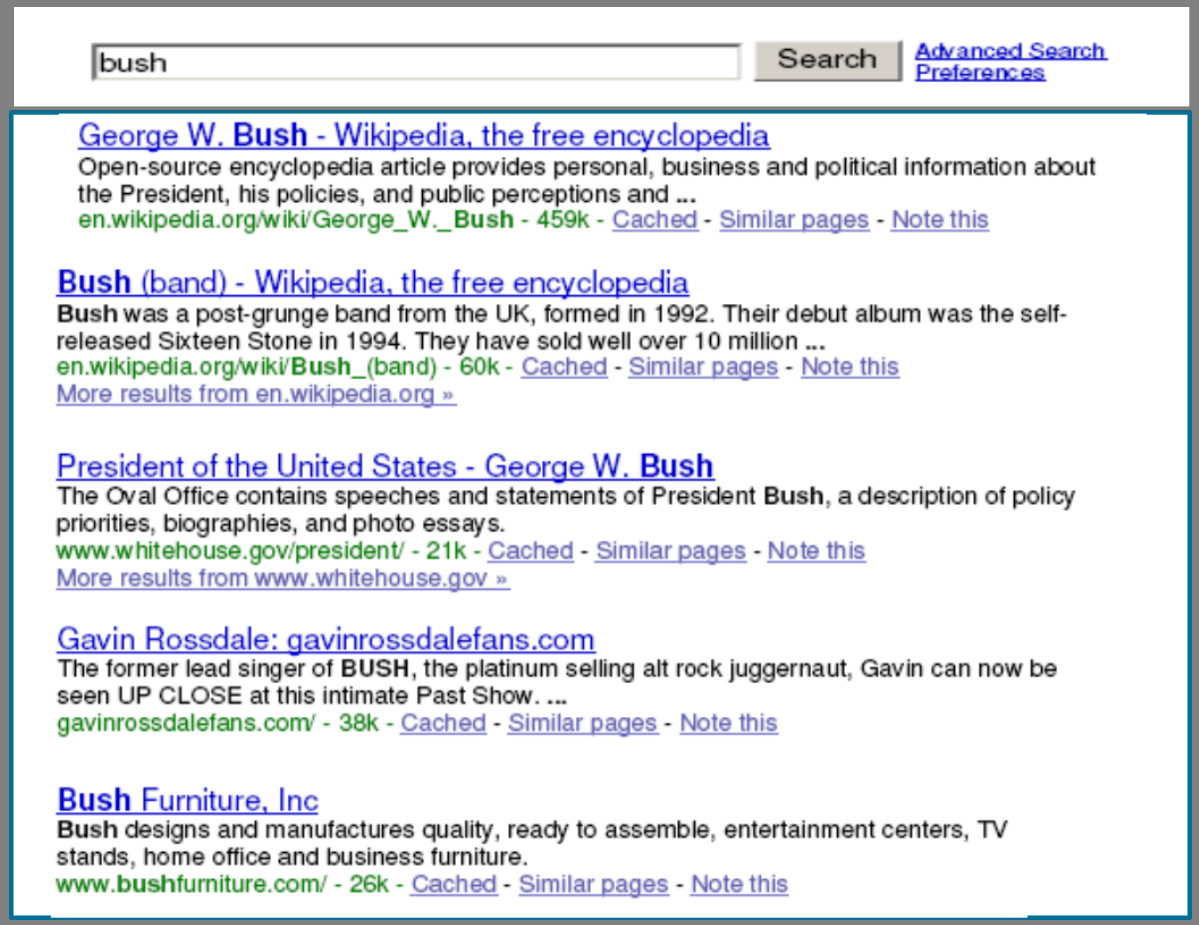
- Regrouper automatiquement les données qui se ressemblent
- Créer des groupes (clusters) de données, et des résumés associés à ces groupes



Clustering

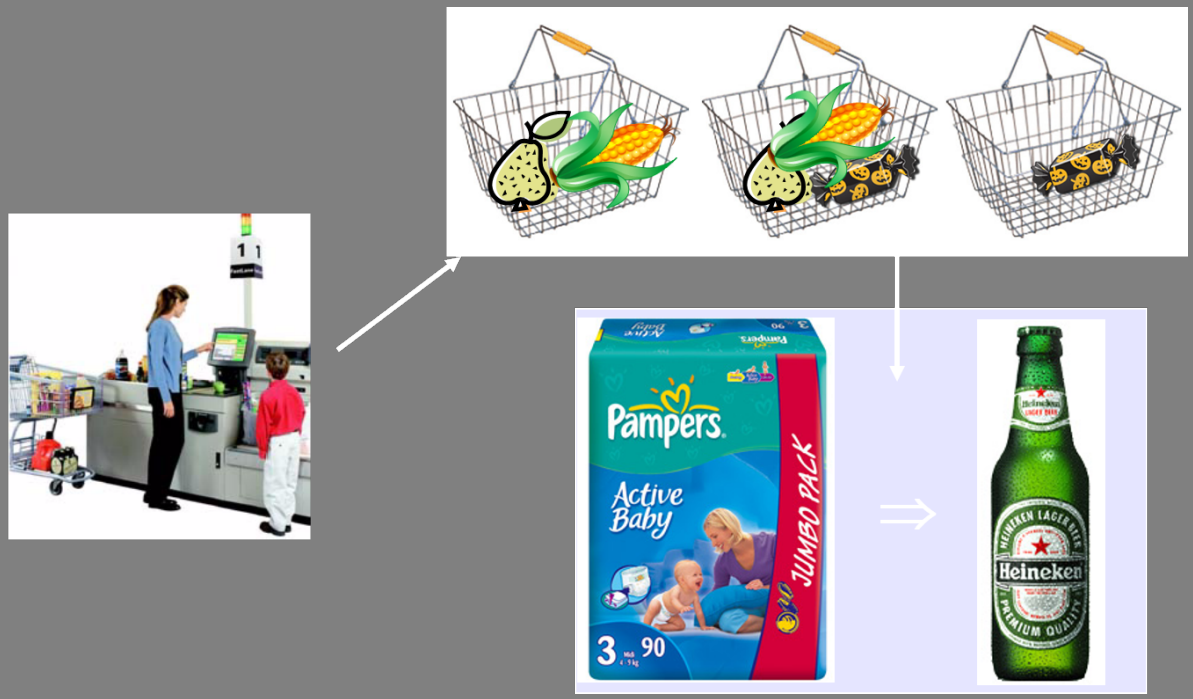


Clustering

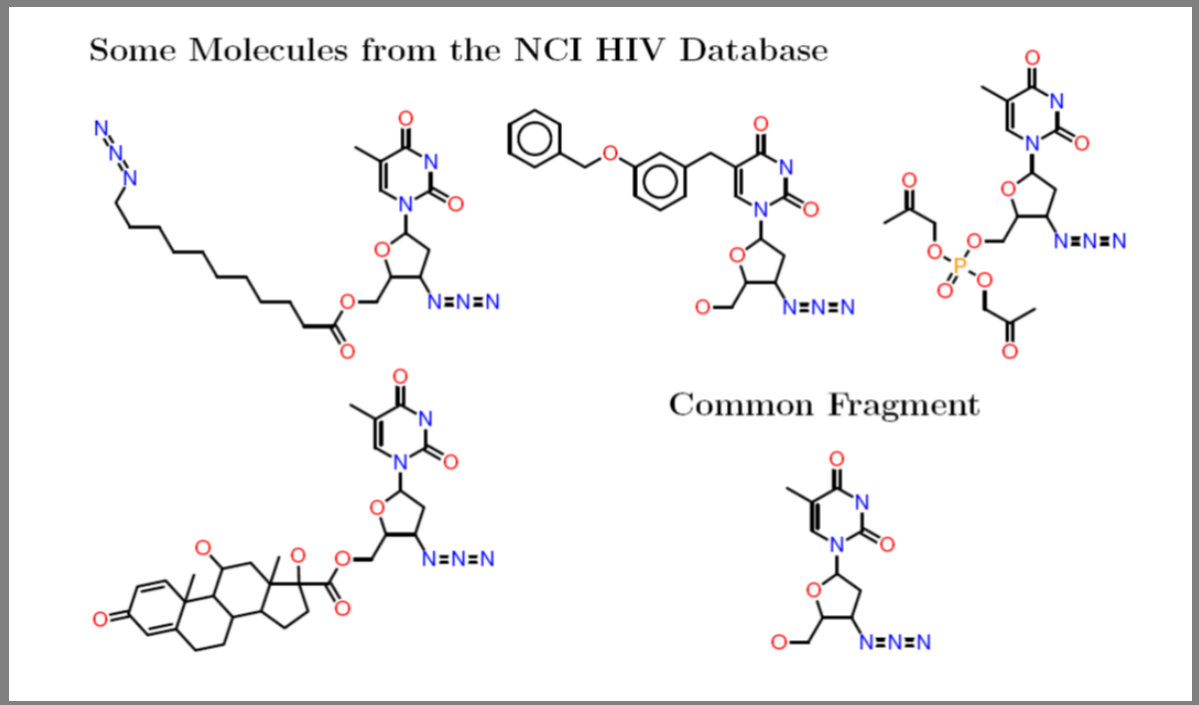

bush
Search
Advanced Search
Preferences
George W. Bush - Wikipedia, the free encyclopedia
Open-source encyclopedia article provides personal, business and political information about the President, his policies, and public perceptions and ...
en.wikipedia.org/wiki/George_W._Bush - 459k - Cached - Similar pages - Note this
Bush (band) - Wikipedia, the free encyclopedia
Bush was a post-grunge band from the UK, formed in 1992. Their debut album was the self-released Sixteen Stone in 1994. They have sold well over 10 million ...
en.wikipedia.org/wiki/Bush_(band) - 60k - Cached - Similar pages - Note this
More results from en.wikipedia.org »
President of the United States - George W. Bush
The Oval Office contains speeches and statements of President Bush, a description of policy priorities, biographies, and photo essays.
www.whitehouse.gov/president/ - 21k - Cached - Similar pages - Note this
More results from www.whitehouse.gov »
Gavin Rossdale: gavinrossdalefans.com
The former lead singer of BUSH, the platinum selling alt rock juggernaut, Gavin can now be seen UP CLOSE at this intimate Past Show. ...
gavinrossdalefans.com/ - 38k - Cached - Similar pages - Note this
Bush Furniture, Inc
Bush designs and manufactures quality, ready to assemble, entertainment centers, TV stands, home office and business furniture.
www.bushfurniture.com/ - 26k - Cached - Similar pages - Note this

Pattern Mining

- Trouver des motifs fréquents/récurrents dans un ensemble de données
- Panier de la ménagère

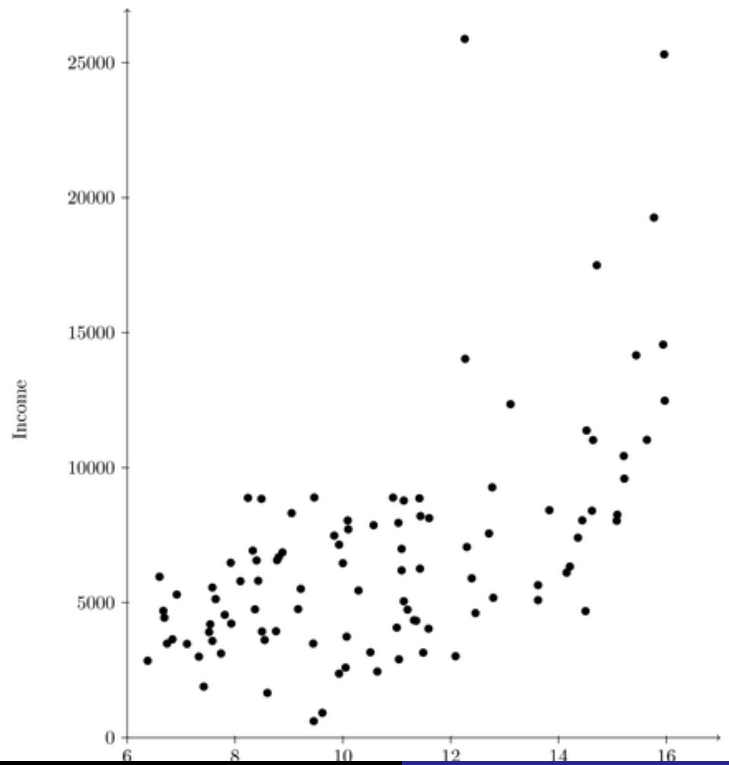


Pattern Mining



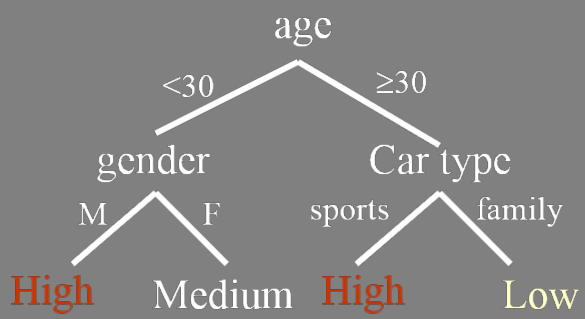
Le Data Mining : Les familles de méthodes (2/2)

- Méthodes prédictives
  - Extrapoler des connaissances/informations à partir des données présentes
  - Variables explicatives (classification, discrimination, régression, scoring)



Classification

Example:



Traitement des données

- 3 types de variables : nominales, ordinales et continues
- Transformations de données parfois nécessaires :
  - Données qualitatives (nominales ou ordinales) $\rightarrow$ données continues : tableau disjonctif (0/1) complet (perte de la notion d'ordre)
  - Données continues $\rightarrow$ données ordinales : discrétisation (perte de l'écart entre les valeurs, possibilité de faire du non-linéaire)
  - Données continues $\rightarrow$ données continues : normalisation/standardisation, transformation distributionnelles (e.g., ln)

Dangers du Data Mining

- Implication et Causalité
- Paradoxe de Simpson
- Data dredging (nettoyage)
- Redondance
- Pas d'Informations Nouvelles
- Sur-apprentissage (modèles prédictifs)

Implication et Causalité

- Coca-Cola Light $\rightarrow$ Obésité
- Soins intensifs $\rightarrow$ Mort
- A la plage :
  - Ventes de glaces en hausse $\Rightarrow$ Nombre de noyés en hausse
  - Nombre de noyés en hausse $\Rightarrow$ Ventes de glaces en hausse

http://www.tylervigen.com/

Paradoxe de Simpson

Exemple

On considère deux contributeurs de Wikipédia : Lisa et Bart. La première semaine, Lisa améliore 60% des articles qu'elle édite alors que Bart améliore 90% des articles qu'il édite. La deuxième semaine, Lisa n'améliore que 10% des articles et Bart s'en tient à un score de 30%. Les deux fois, Bart obtient un meilleur score que Lisa. Mais lorsque les deux actions sont combinées, Lisa a amélioré un plus grand pourcentage que Bart. Comment est-ce possible ?

Paradoxe de Simpson

Exemple

On considère deux contributeurs de Wikipédia : Lisa et Bart. La première semaine, Lisa améliore 60% des articles qu'elle édite alors que Bart améliore 90% des articles qu'il édite. La deuxième semaine, Lisa n'améliore que 10% des articles et Bart s'en tient à un score de 30%. Les deux fois, Bart obtient un meilleur score que Lisa. Mais lorsque les deux actions sont combinées, Lisa a amélioré un plus grand pourcentage que Bart. Comment est-ce possible ?

	Semaine 1	**Semaine 2**	**Total**
Lisa	60/100 = 60 %	1/10 = 10 %	61/110 = 55,45 %
Bart	9/10 = 90 %	30/100 = 30 %	39/110 = 35,45 %

Data Dredging

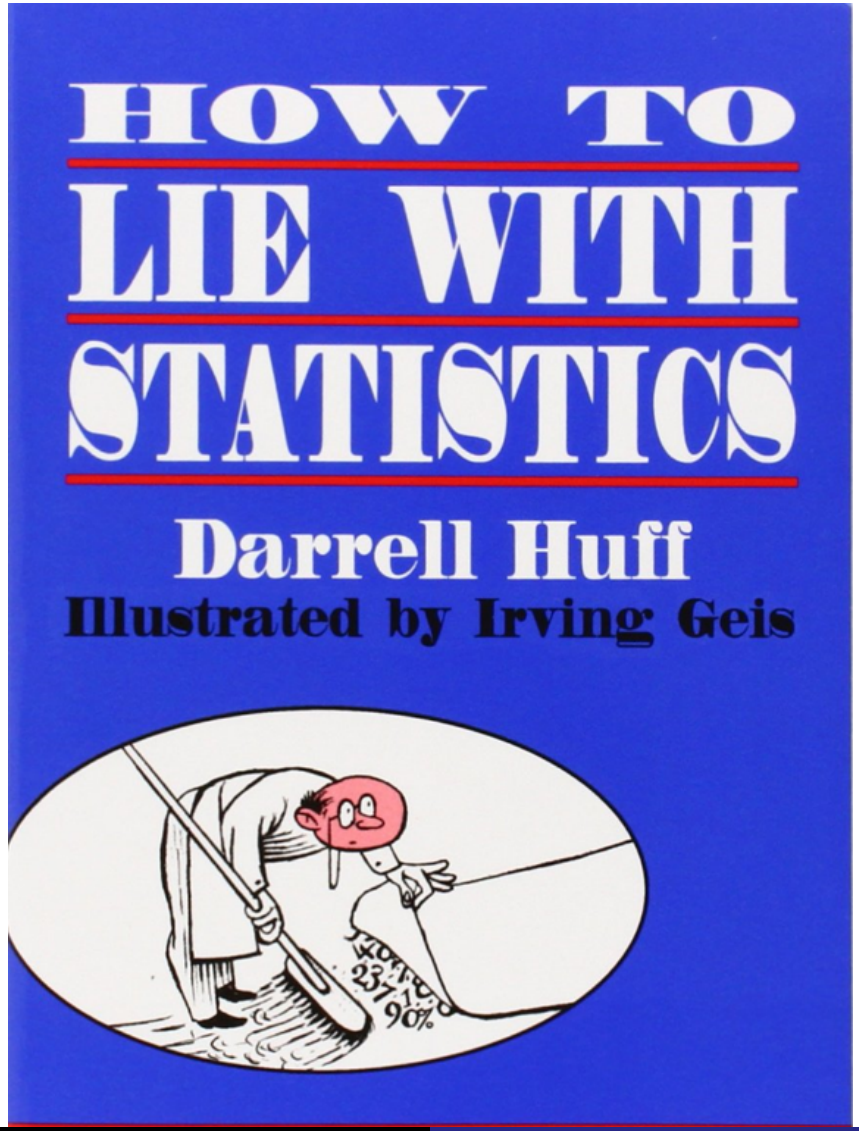
- Torturer les données jusqu'à confession

Pas d'informations nouvelles

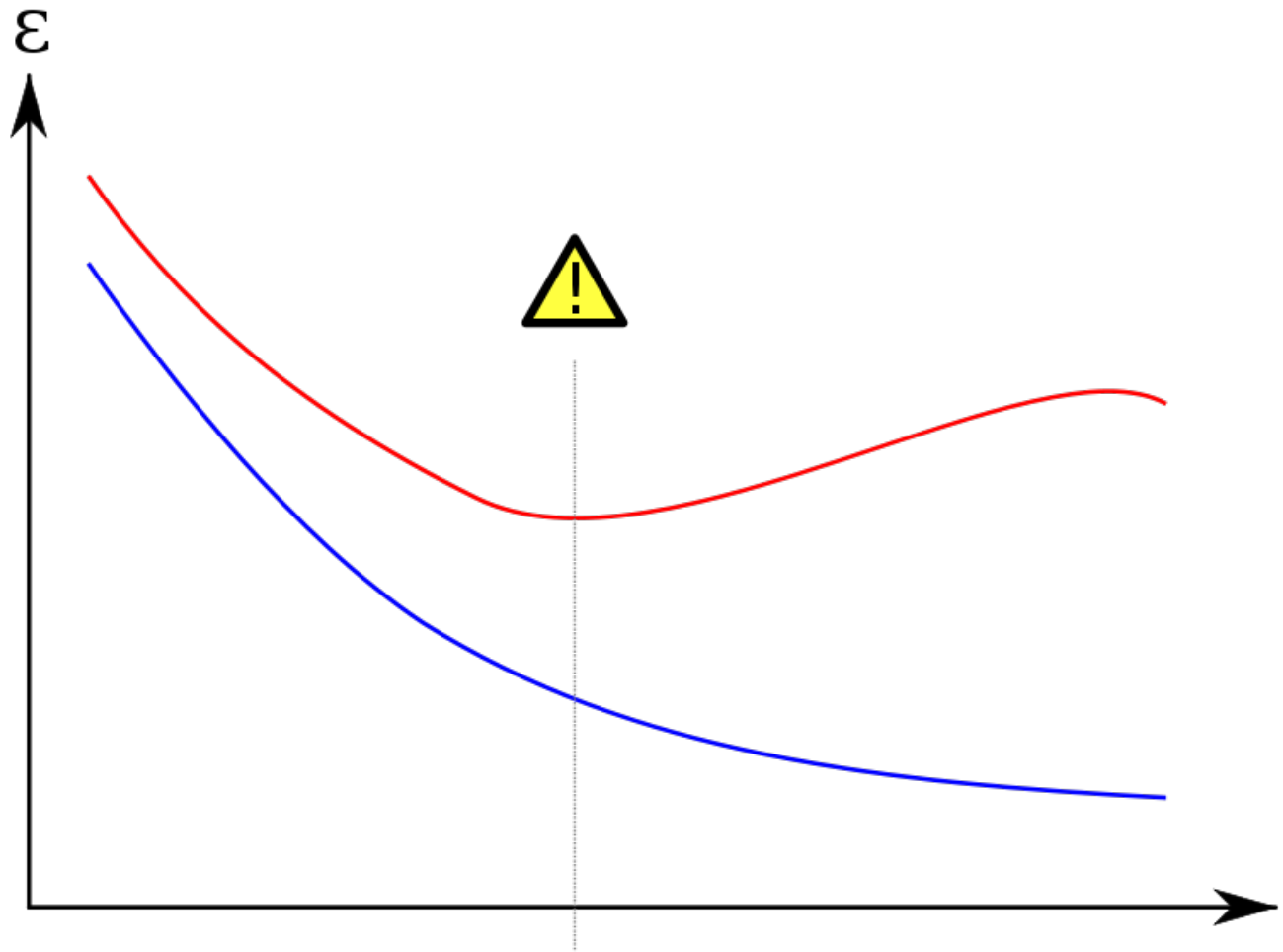
- Motifs les plus fréquents = motifs les plus connus
- Beaucoup de motifs intéressants sont peu fréquents, sinon, on les connaitrait déjà

Rule $X \rightarrow Y$	Supp(XY)	Co
solar_alt→temp	33%	66
precip→cloud	21%	64
cloud→precip	21%	48
w_speed→precip	19%	44
cloud, w_speed→precip	13%	57

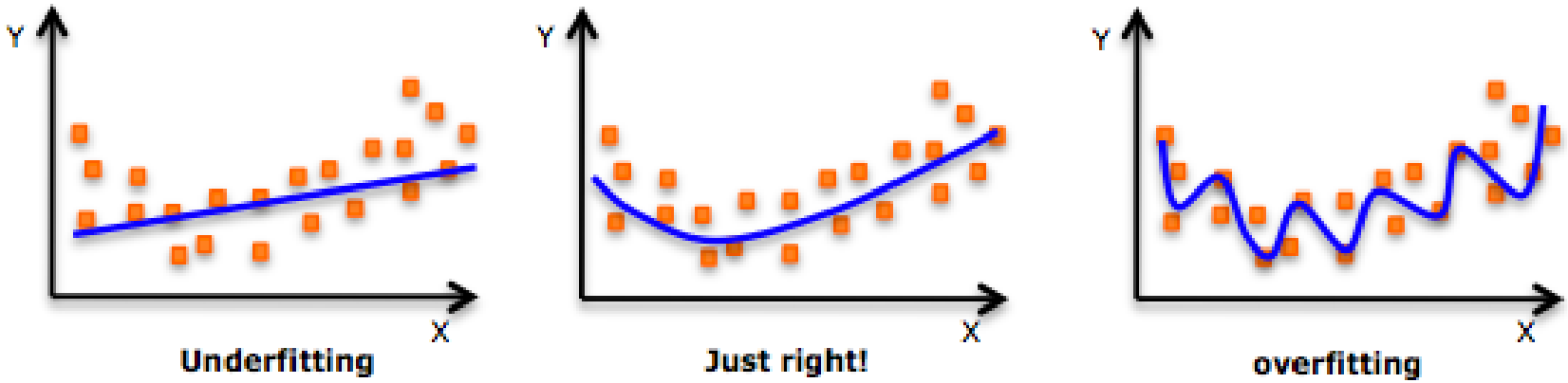
Et pleins d'autres



Sur-apprentissage



Sur-apprentissage



Un premier type d'approche

Pattern Mining : Détection de règles d'association

Détection de règles d'association

Histoire

Le concept de règle d'association a été popularisé, en particulier, par un article de Rakesh Agrawal de 1993. Mais il est possible que cette notion ait été découverte sous le nom de GUHA en 1966 par Petr Hájek et ses collègues. Rakesh Agrawal et son équipe présentent des règles d'association dont le but est de découvrir des similitudes entre des produits dans des données saisies sur une grande échelle dans les systèmes informatiques des points de ventes des chaînes de supermarchés - panier de la ménagère

La légende du pattern mining

Détection de règles d'association

- Données transactionnelles

- Recherche d'associations inconnues/intéressantes dans ces bases transactionnelles
- Très (très) grand volumne de données

Détection de règles d'association

- Applications à la recomendation

- En classification : découverte de motifs fréquents dans une classe, mais pas dans les autres

Frequent Item Sets

TID	Produce
1	MILK, BREAD, EGGS
2	BREAD, SUGAR
3	BREAD, CEREAL
4	MILK, BREAD, SUGAR
5	MILK, CEREAL
6	BREAD, CEREAL
7	MILK, CEREAL
8	MILK, BREAD, CEREAL, EGGS
9	MILK, BREAD, CEREAL

Frequent Item Sets

TID	Products
1	A, B, E
2	B, D
3	B, C
4	A, B, D
5	A, C
6	B, C
7	A, C
8	A, B, C, E
9	A, B, C

ITEMS:

A = milk
B= bread
C= cereal
D= sugar
E= eggs

Frequent Item Sets

TID	Products
1	A, B, E
2	B, D
3	B, C
4	A, B, D
5	A, C
6	B, C
7	A, C
8	A, B, C, E
9	A, B, C

TID	A	B	C	D	E
1	1	1	0	0	1
2	0	1	0	1	0
3	0	1	1	0	0
4	1	1	0	1	0
5	1	0	1	0	0
6	0	1	1	0	0
7	1	0	1	0	0
8	1	1	1	0	1
9	1	1	1	0	0

Frequent Itemsets

- Soit $I = \{i_1, ...i_m\}$ un ensemble d'items
- Soit $T = \{t_1, ..., t_n\}$ un ensemble de transactions où t_i est un sous-ensemble de I

Support : "fiabilité" du set

Le support $Supp(x)$ avec $x \subseteq I$ est le pourcentage de transactions qui contiennent x.

$$Supp(x) = \frac{x.count}{Card(T)}$$

Un *Frequent itemset* est un sous-ensemble de I dont le support est supérieur à une certaine valeur

$$Supp(x) \geq minsup$$

Frequent Itemsets

TID	Products
1	A, B, E
2	B, D
3	B, C
4	A, B, D
5	A, C
6	B, C
7	A, C
8	A, B, C, E
9	A, B, C

- Quel est le support de $\{A\}, \{B, D\}, \{A, B, E\}$?
- Citer tous les itemsets fréquents avec $minsup = 0.4$.

Frequent Itemsets

TID	Products
1	A, B, E
2	B, D
3	B, C
4	A, B, D
5	A, C
6	B, C
7	A, C
8	A, B, C, E
9	A, B, C

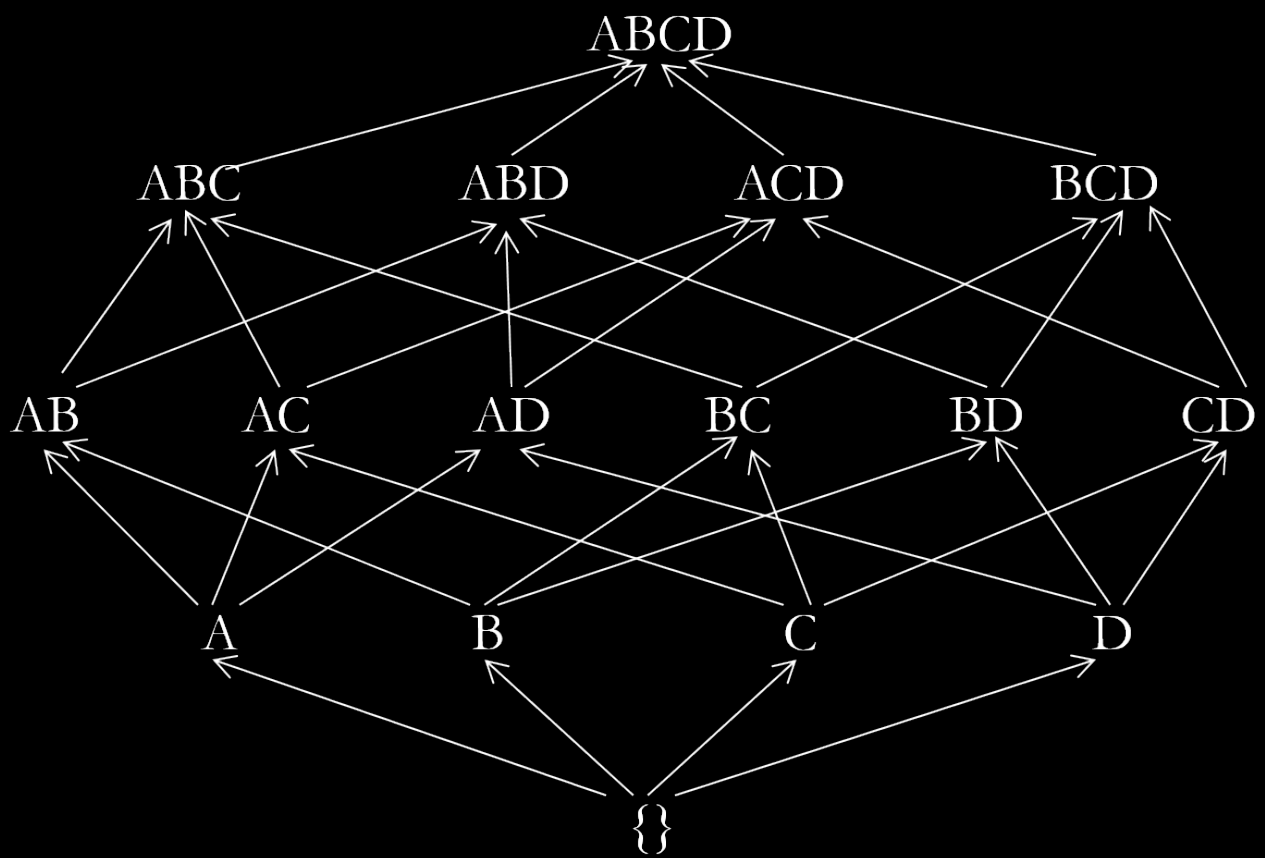
- Quel est le support de $\{A\}, \{B, D\}, \{A, B, E\}$?
- Quels sont les itemsets fréquents avec $minsup = 4$

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

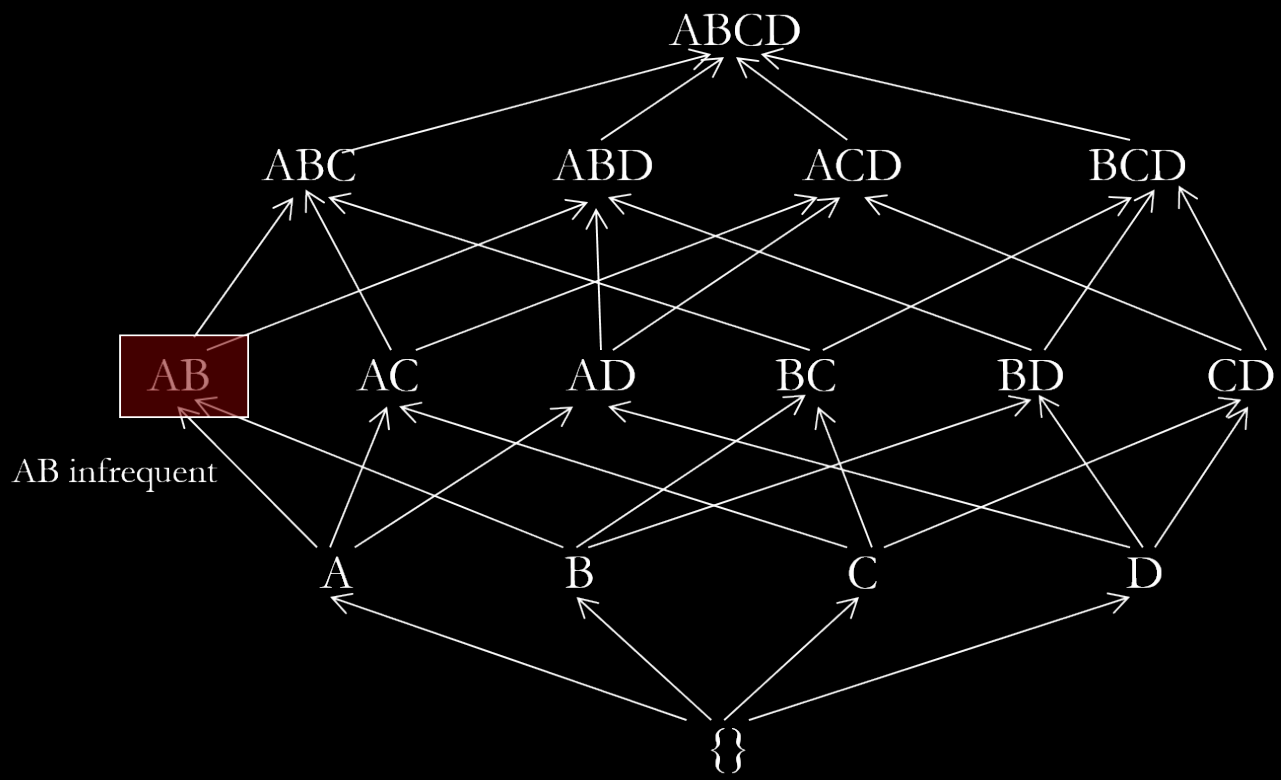
Monotonie

- **Tout sous-ensemble d'un itemset fréquent est aussi un itemset fréquent**
- Imaginez que $\{A, B\}$ apparaissent 10 fois, alors $\{A\}$ et $\{B\}$ apparaissent au moins 10 fois !
- Le principe de monotonie va permettre le développement d'algorithmes performants capables d'analyser de très grandes masses de données

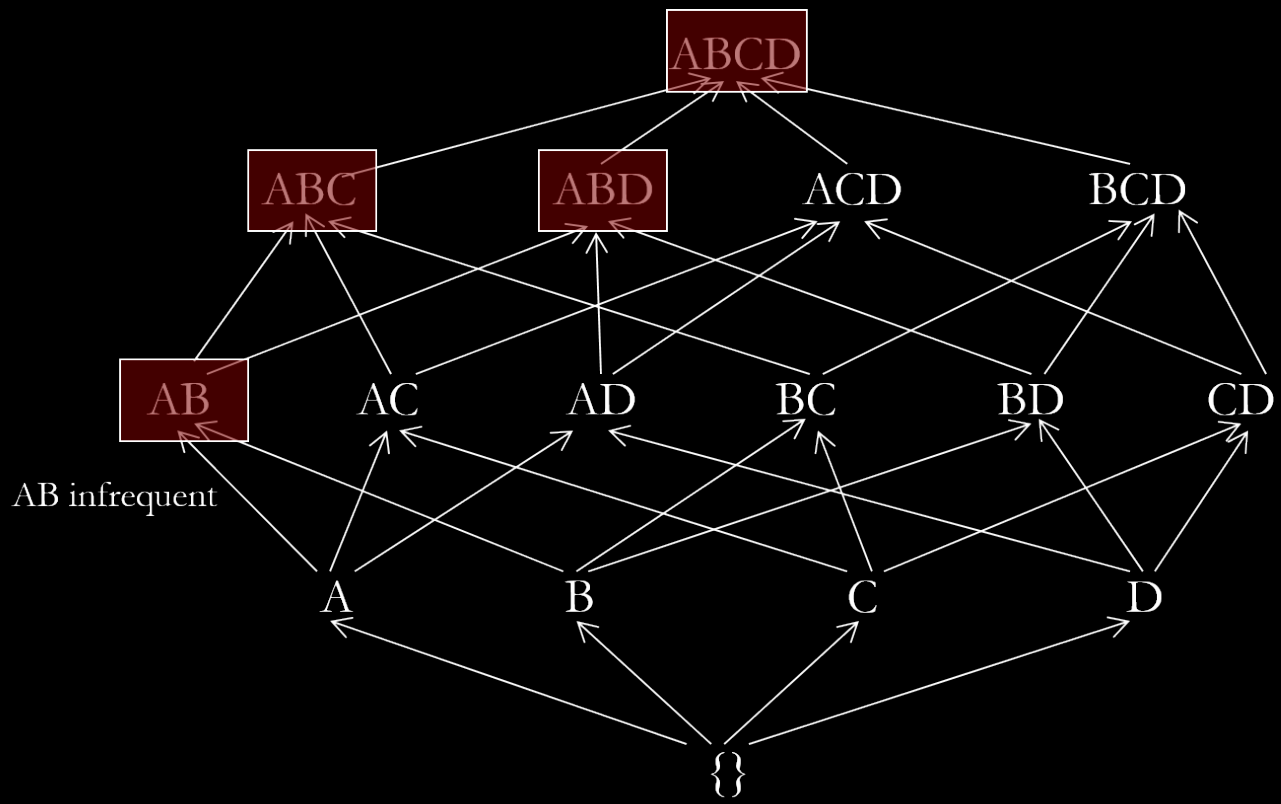
Treillis



Treillis



Treillis



Règles d'association

- **Définition :** $x \Rightarrow y$
- x et y sont des itemset $\subseteq I$
- x et y sont distinct : $x \cap y = 0$
- y est non vide : $y \neq 0$
- **Signification :** Si une transaction contient x, alors elle contient y aussi
- Exemple : $\{A, C\} \Rightarrow \{D, E, F\}$

Règles d'association

- Si $R : x \Rightarrow y$ alors $Supp(R) = Supp(x) \cup Supp(y)$
- Confiance "précision" de la règle :
  $Conf(R) = Supp(R)/Supp(x)$
  - La confiance mesure la fraction de transaction $x \cup y$ par rapport à celles qui ont x
- Les règles avec un haut support, et une confiance élevée sont appelées "règles fortes" (strong rules)

TID	List of items
1	**A, B, E**
2	B, D
3	B, C
4	A, B, D
5	A, C
6	B, C
7	A, C
8	**A, B, C, E**
9	A, B, C

- Considérons l'ensemble $\{A, B, E\}$, quelles sont les règles de $minsup = 0.2$ et de $minconf = 50\%$?

- Considérons l'ensemble $\{A, B, E\}$, quelles sont les règles de $minsup = 0.2$ et de $minconf = 50\%$?

TID	List of items
1	**A, B, E**
2	B, D
3	B, C
4	A, B, D
5	A, C
6	B, C
7	A, C
8	**A, B, C, E**
9	A, B, C

$A, B \Rightarrow E$: conf=$2/4 = 50\%$

$A, E \Rightarrow B$: conf=$2/2 = 100\%$

$B, E \Rightarrow A$: conf=$2/2 = 100\%$

$E \Rightarrow A, B$: conf=$2/2 = 100\%$

Don't qualify

$A \Rightarrow B, E$: conf=$2/6 = 33\% < 50\%$

$B \Rightarrow A, E$: conf=$2/7 = 28\% < 50\%$

$\{\} \Rightarrow A,B,E$: conf : $2/9 = 22\% < 50\%$

Découverte de règles d'association

- Etant donné :
  - *minsup*, *minconf* , et un ensemble de transactions T
- Problème :
  - Trouver les règles d'association R de T telles que $Supp(R) \geq minsup$ et $Conf(R) \geq minconf$
- Problème combinatoire complexe

Découverte de règles d'association

- Approche typique :
  - Une règle $R : X \Rightarrow Y$ satisfait *minsup* et *minconf* ssi :
    - $Supp(X \cup Y) \geq minsup$
    - $Supp(X \cup Y)/Supp(X) \geq minconf$
  - On va chercher tous les Z tels que $Supp(Z) \geq minsup$
  - Ensuite, pour chaque Z :
    - On découpe Z en X et Y tel que $Z = X \cup Y$
    - On teste pour savoir si $Supp(X \cup Y)/Supp(X) \geq minconf$

Monotonie des règles d'association

Exercice

Tout comme pour les itemsets, une propriété de monotonie peut être trouvée dans les règles d'association. Cherchez là...

Monotonie des règles d'association

Exercice

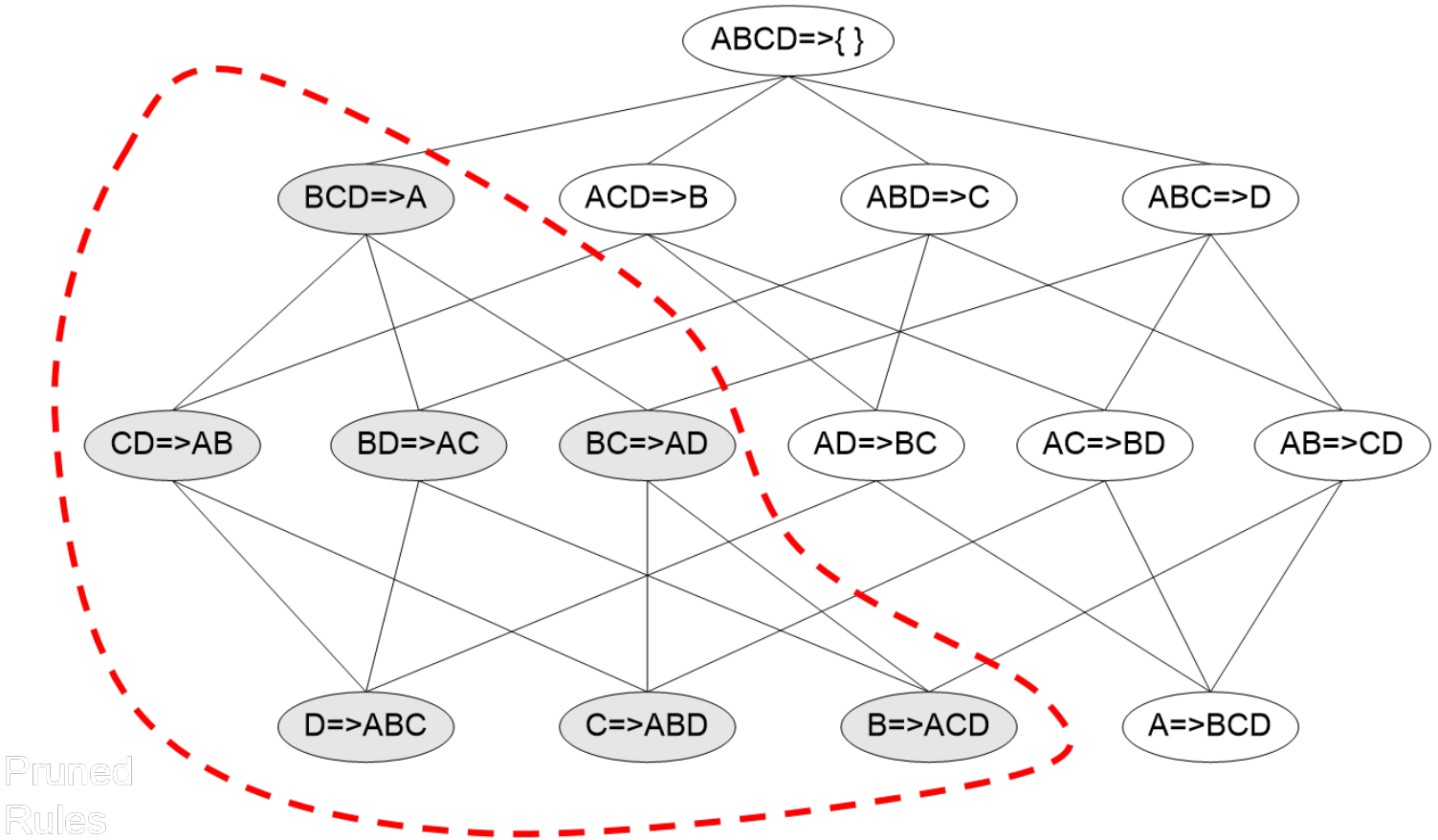
Tout comme pour les itemsets, une propriété de monotonie peut être trouvée dans les règles d'association. Cherchez là...

Solution

Soit $Z = X \cup Y = X' \cup Y'$ avec $X' \subseteq X$ alors :

- $Supp(X \Rightarrow Y) = Supp(X' \Rightarrow Y')$
- $Conf(X \Rightarrow Y) \geq Conf(X' \Rightarrow Y')$

Monotonie des règles d'association



Algorithme APriori

APriori

L'algorithme APriori est un algorithme d'exploration de données conçu en 1994, par Rakesh Agrawal et Ramakrishnan Sikrant, dans le domaine de l'apprentissage des règles d'association. Il sert à reconnaitre des propriétés qui reviennent fréquemment dans un ensemble de données et d'en déduire une catégorisation.

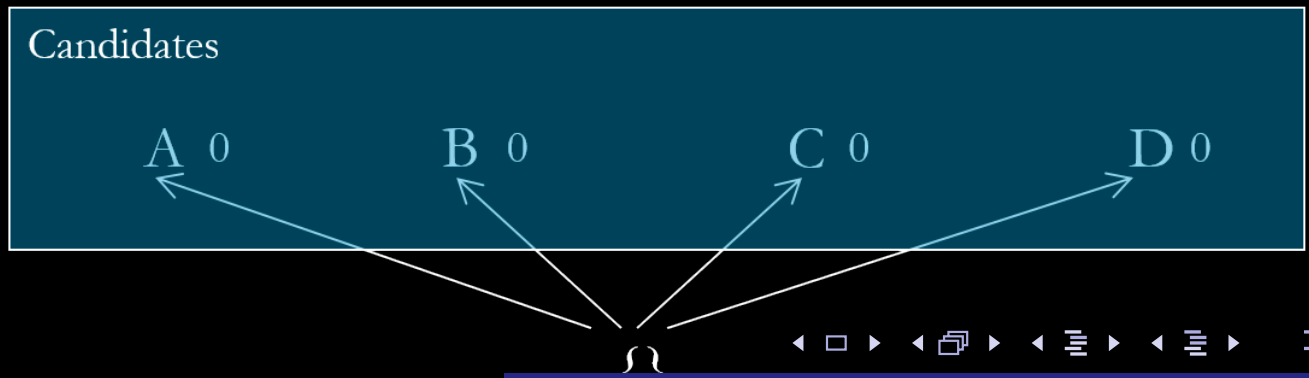
L'algorithme Apriori s'execute en deux étapes :

- Soient minsupp l'indice de support minimum donné, et minconf l'indice de confiance donné.
- Génération de tous les itemsets fréquents
- Identification des itemsets fréquents qui satisfont la borne minsupp
- Génération de toutes les règles d'associations de confiance à partir des itemsets fréquents

TID	A	B	C	D
1	0	1	1	0
2	0	1	1	0
3	1	0	1	1
4	1	1	1	1
5	0	1	0	1

Apriori

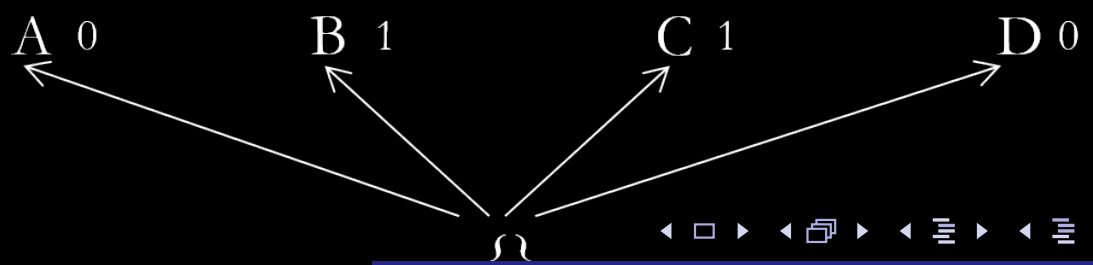
minsup=2



TID	A	B	C	D
1	0	1	1	0
2	0	1	1	0
3	1	0	1	1
4	1	1	1	1
5	0	1	0	1

Apriori

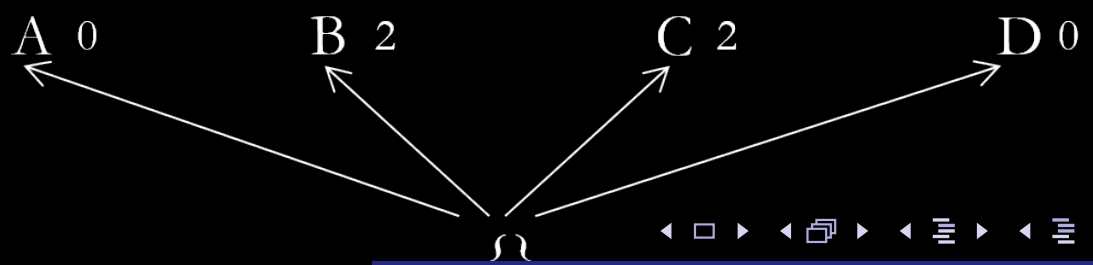
minsup=2



TID	A	B	C	D
1	0	1	1	0
2	0	1	1	0
3	1	0	1	1
4	1	1	1	1
5	0	1	0	1

Apriori

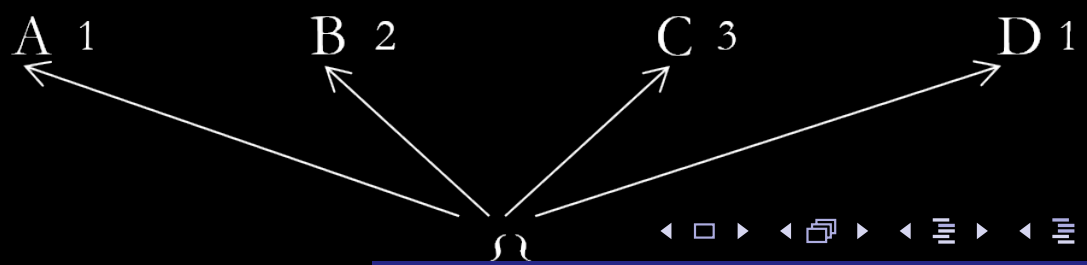
minsup=2



TID	A	B	C	D
1	0	1	1	0
2	0	1	1	0
3	1	0	1	1
4	1	1	1	1
5	0	1	0	1

Apriori

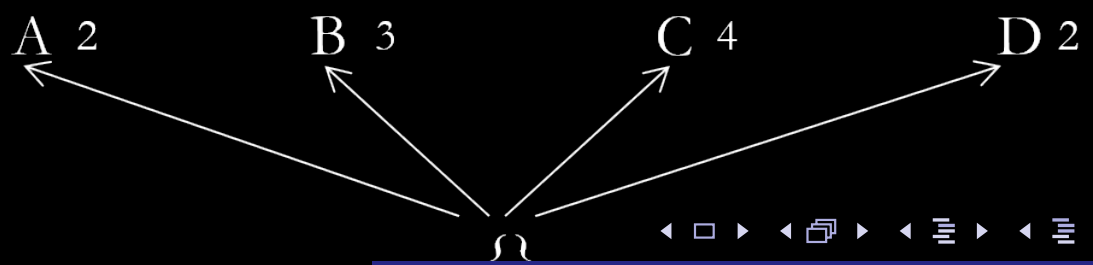
minsup=2



TID	A	B	C	D
1	0	1	1	0
2	0	1	1	0
3	1	0	1	1
4	1	1	1	1
5	0	1	0	1

Apriori

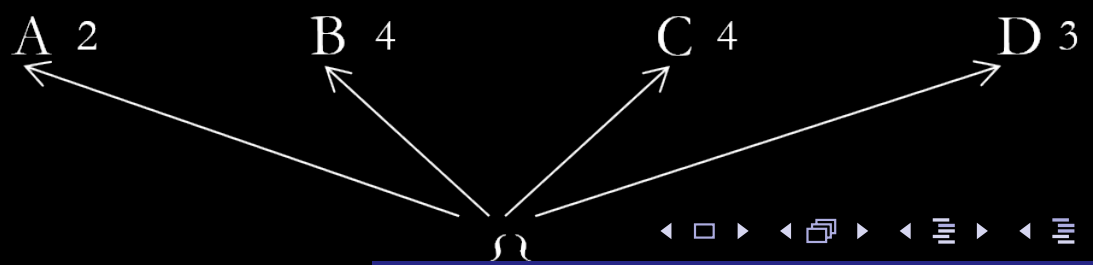
minsup=2



TID	A	B	C	D
1	0	1	1	0
2	0	1	1	0
3	1	0	1	1
4	1	1	1	1
5	0	1	0	1

Apriori

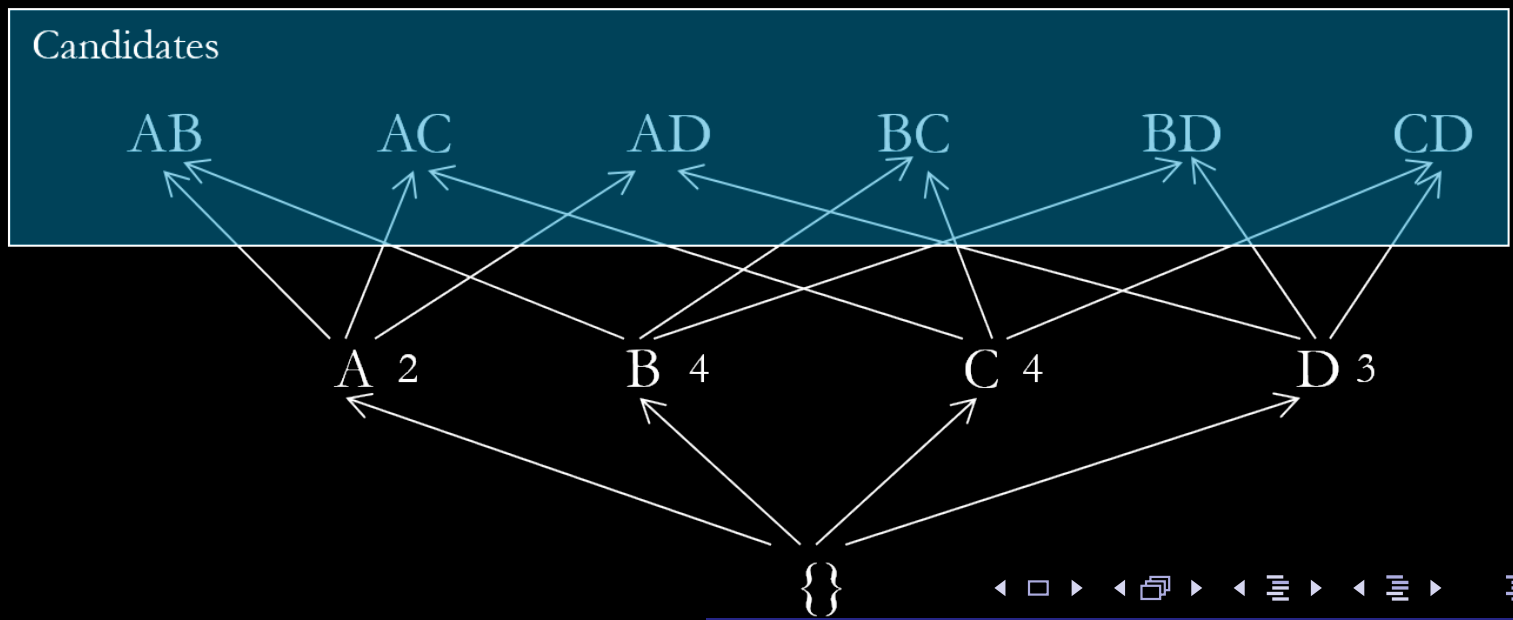
minsup=2



TID	A	B	C	D
1	0	1	1	0
2	0	1	1	0
3	1	0	1	1
4	1	1	1	1
5	0	1	0	1

Apriori

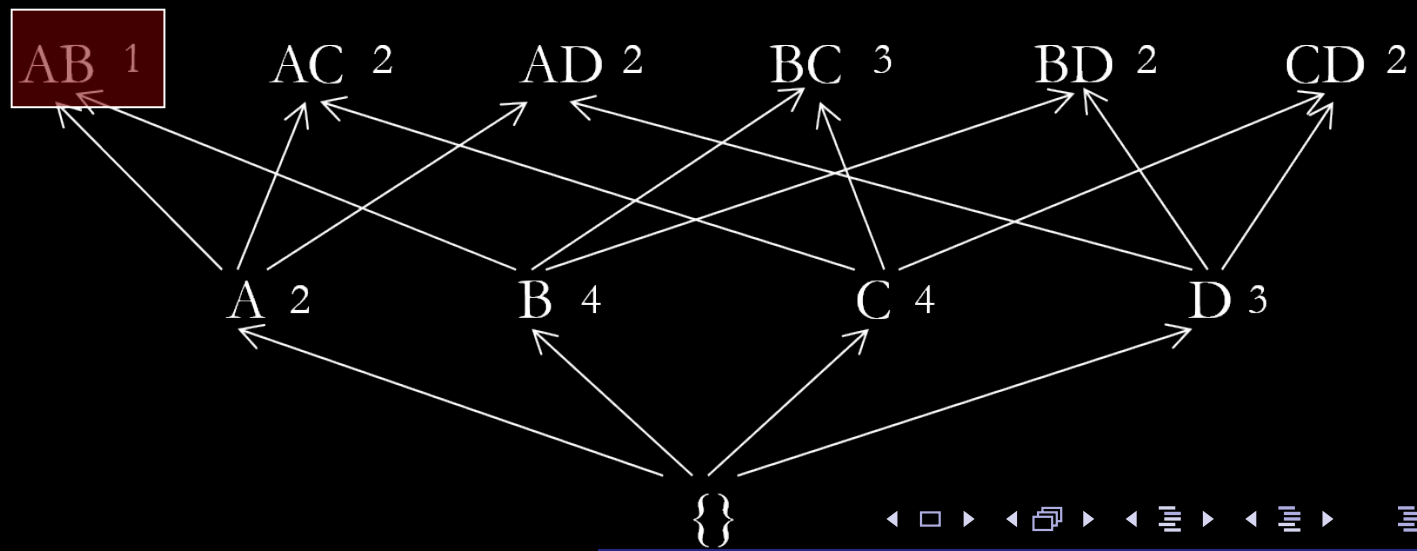
minsup=2



TID	A	B	C	D
1	0	1	1	0
2	0	1	1	0
3	1	0	1	1
4	1	1	1	1
5	0	1	0	1

Apriori

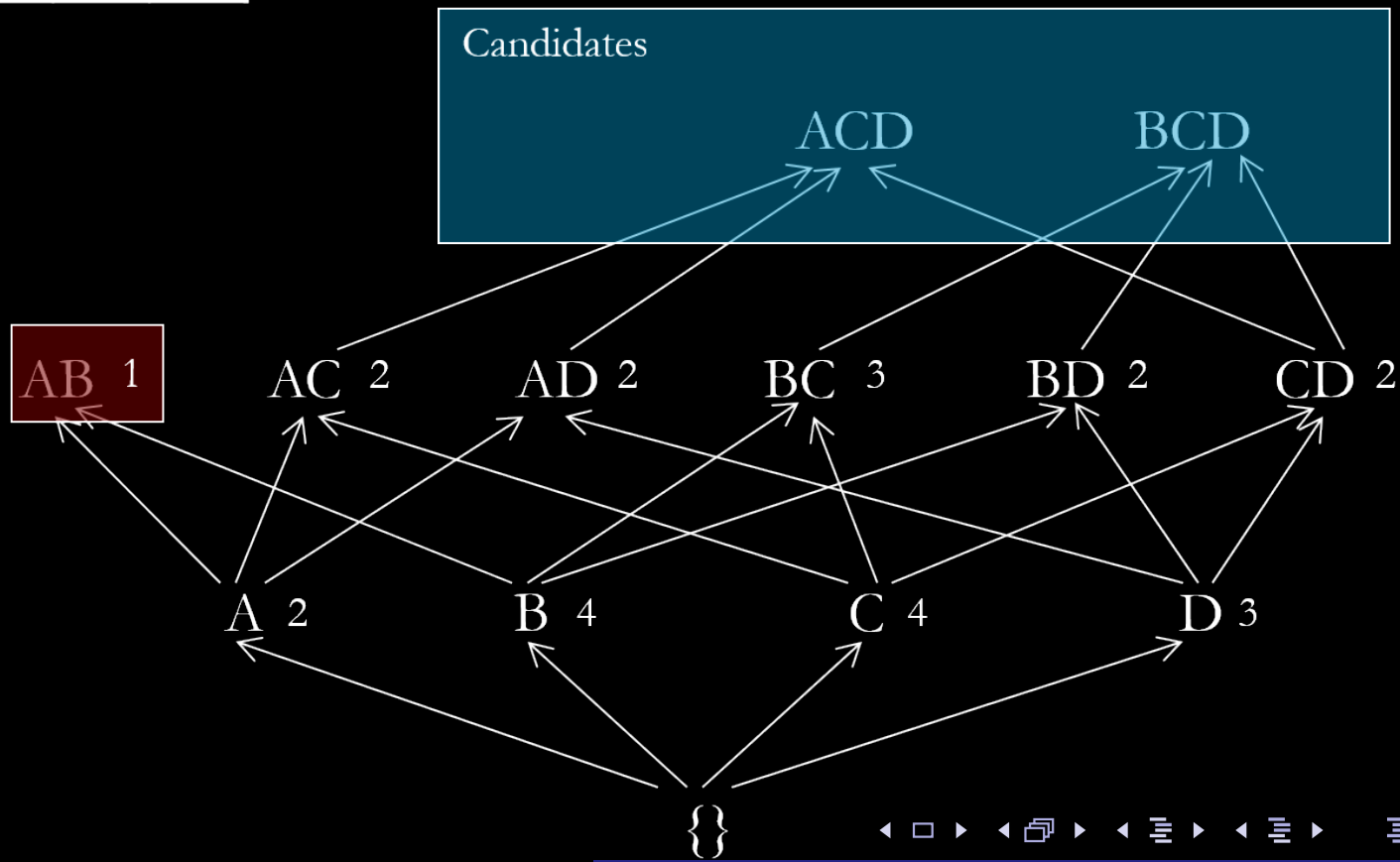
minsup=2



TID	A	B	C	D
1	0	1	1	0
2	0	1	1	0
3	1	0	1	1
4	1	1	1	1
5	0	1	0	1

Apriori

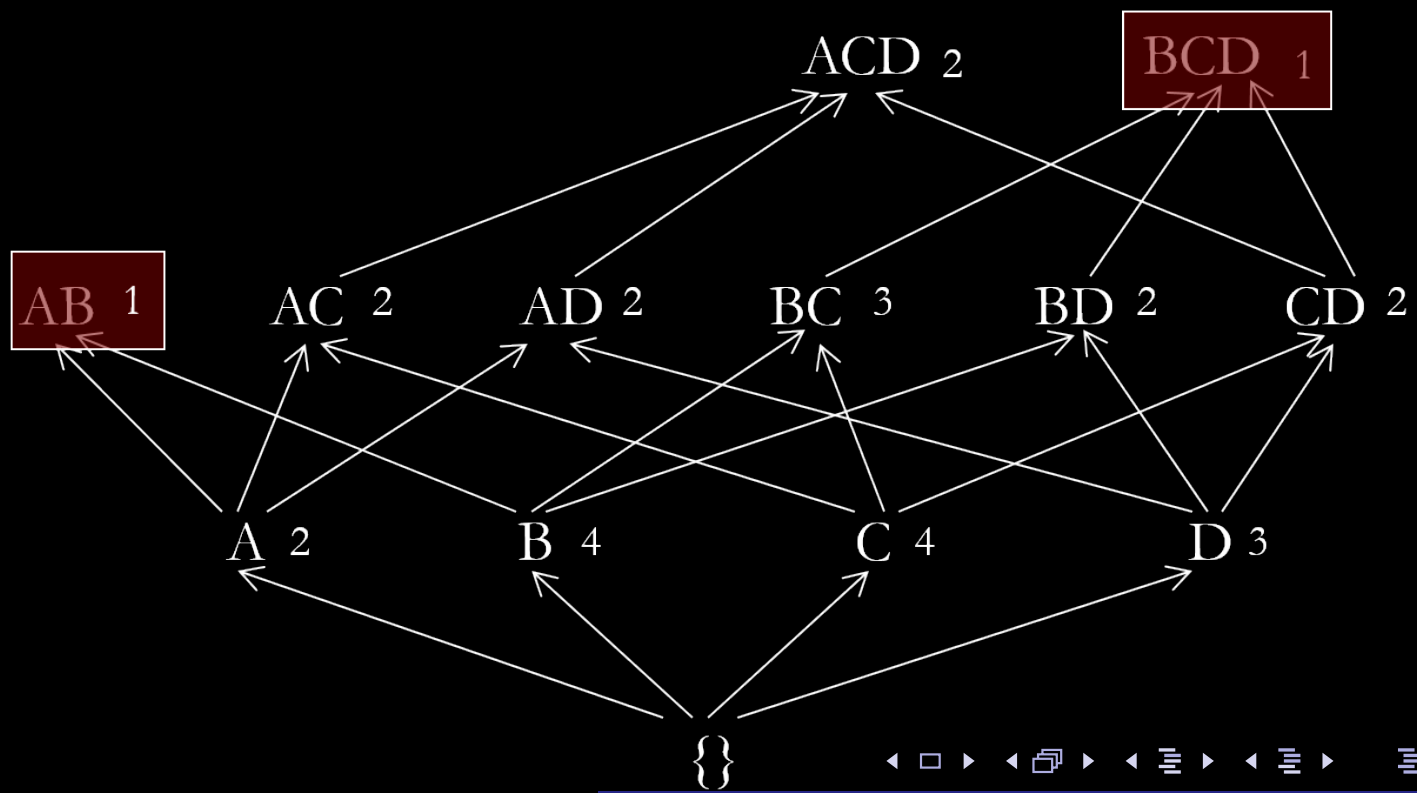
minsup=2



TID	A	B	C	D
1	0	1	1	0
2	0	1	1	0
3	1	0	1	1
4	1	1	1	1
5	0	1	0	1

Apriori

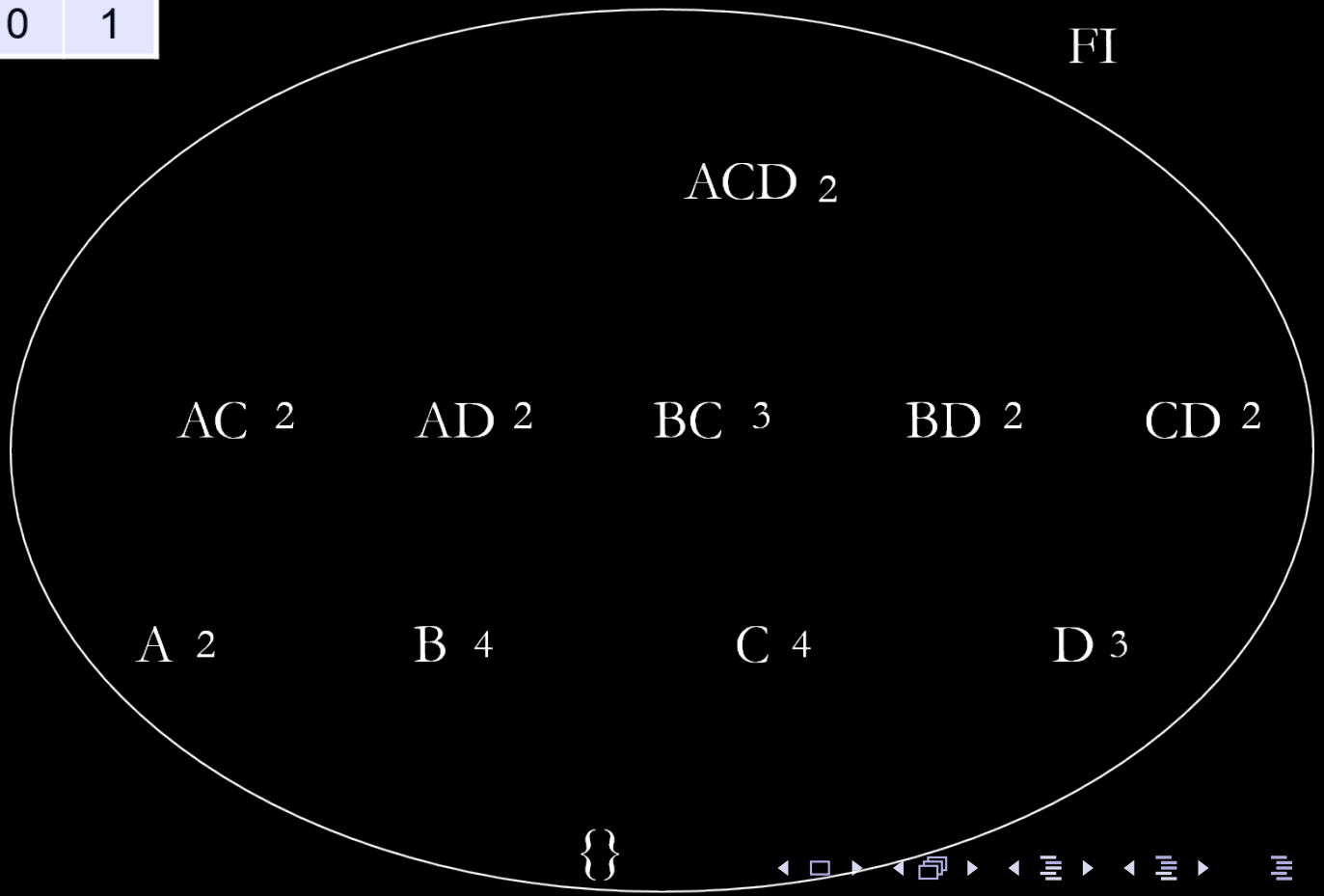
minsup=2



Apriori

TID	A	B	C	D
1	0	1	1	0
2	0	1	1	0
3	1	0	1	1
4	1	1	1	1
5	0	1	0	1

minsup=2



Exercice

TID	Items
1	a, b, c
2	b, c, d, e
3	c, d
4	a, b, d
5	a, b, c

Trouvez toutes les règles d'association pour $minsup = 0.4$ et $minconf = 0.7$