Data Mining 知识点

背景(为什么要Data Mining)

我们处在信息时代，这个时代不缺乏数据,数据库中的数据量急速膨胀，但是缺乏有价值的信息(当然也缺乏获取有用信息的人)。

于是产生了KDD(knowledge discovery in dadabase),Data Mining 是KDD的一个步骤。

Data Minng 概念

从*大量的,不完全的，有噪声的，模糊的，随机的*数据中,提取*隐含在其中的，人们事先不知道的，但又是潜在信息和知识*的过程。

知识发现(KDD)是"数据挖掘"的广义说法；数据挖掘是知识发现过程的核心。

Similarity and Dissimilarity

相似度一般取值[0,1],而不相似度最小取0(eg:Distace)

Minkowski Distance(明式距离)

公式略，自己查；又被成为L-h norm

特殊情况

```
1. 哈弗曼距离(L-1 norm)
2. 欧氏距离(l-2 norm)
3. supuremum距离，或者称为棋盘距离
```

Cosin Similarity(余弦相似度)

数据预处理

Data Preprocessing 主要步骤

```
1. Data Cleaning (missing,noisy,inconsistent)
2. Data Integration
3. Data Reduction
4. Data Transformation
```

Data Cleaning: 处理*missing data* 方法：

the most probable value: inference-based （基于推理的）such as Bayesian formula or decision tree.

Data Cleaning: 处理*noisy data*方法:

Binning（分级）

*first sort data and partition into (equal-frequency) bins
then one can smooth by bin means, smooth by bin median, smooth by bin boundaries, etc.*

Regression

smooth by fitting the data into regression functions

Clustering

detect and remove outliers

Combined computer and human inspection（人机检查）

detect suspicious（可疑的）values and check by human (e.g., deal with possible outliers)

Data Integr ation(数据整合)

含义：Combines data from multiple sources into a coherent store（统一存储）

Handling Redundancy in Data Integration

```
1. 不同属性表示同一个意思(Object identification)
2. 派生数据(Derivable data)
```

Detection of redundant attributes

```
1.  correlation analysis
2.  covariance analysis
```

$$r_{A,B} = \frac{\sum_{i=1}^{n}(a_i - \overline{A})(b_i - \overline{B})}{(n-1)\sigma_A\sigma_B} = \frac{\sum_{i=1}^{n}(a_i b_i) - n\overline{A}\,\overline{B}}{(n-1)\sigma_A\sigma_B}$$

Co-Variance (协方差): An Example

- Suppose two stocks A and B have the following values in one week: (2, 5), (3, 8), (5, 10), (4, 11), (6, 14).

$$Cov(A,B) = E((A-\bar{A})(B-\bar{B})) = \frac{\sum_{i=1}^{n}(a_i-\bar{A})(b_i-\bar{B})}{n}$$

- **Question**: If the stocks are affected by the same industry trends, will their prices rise or fall together?
  - E(A) = (2 + 3 + 5 + 4 + 6)/ 5 = 20/5 = 4
  - E(B) = (5 + 8 + 10 + 11 + 14) /5 = 48/5 = 9.6
  - Cov(A,B) = (2×5+3×8+5×10+4×11+6×14)/5 − 4 × 9.6 = 4

$$Cov(A,B) = E(A \cdot B) - \bar{A}\bar{B}$$

- **Thus, A and B rise or fall together since Cov(A, B) > 0.**

如果两个变量的变化趋势一致，也就是说如果变量值同时大于或小于自身的期望值，那么两个变量之间的协方差就是正值。如果两个变量的变化趋势相反，即其中一个大于自身的期望值，另外一个却小于自身的期望值，那么两个变量之间的协方差就是负值。

23

Data Reduction

方法：

```
1. Dimensionality reduction
2. Numerosity reduction
3. Data compression
```

Dimensionality reduction

含义：remove unimportant attributes

方法：

```
1. Wavelet transforms( 小波变换)
2. Principal Components Analysis (PCA)
3. Feature subset selection, feature creation
```

特征提取与特征选择

> 特征提取通过投影变换降维，它生成新特征。典型用途：图像，文档特征提取。
> 特征选择从给定高维数据中选出一组最具描述性的有效特征，不生成新特征。典型用途：基因选择。

Numerosity Reduction

含义：Reduce data volume by choosing alternative, smaller forms (in volume) of data representation

方法：

```
1. Parametric methods
2. Non-parametric methods
```

Parametric Data Reduction

```
1. Linear regression
2. Multiple regression
3. Log-linear model
```

Non-parametric Data Reduction

```
1. histograms
2. clustering
3. sampling
```

Data Compression

含义：

A function that maps the entire set of values of a given attribute to a new set of replacement values s.t. each old value can be identified with one of the new values.

方法：

```
1. Smoothing: Remove noise from data
2. Attribute/feature construction
3. Aggregation(聚合)
4. Normalization: Scaled to fall within a smaller, specified range
```

关联规则

概念：项集，事物，关联规则，事物标识

项集

任意项的集合

k-项集

包含k个项的项集

频繁项集

概念：大于等于最小支持度的项集

支持度

S(A=>B): D中包含 A 和 B 的事务数与总的事务数的比值

可信度

confidence(A => B)=P(B|A)

强规则

通常定义为那些满足最小支持度和最小可信度的规则.

```
1. 找出所有的频繁项集（满足最小支持度）
2. 找出所有的强关联规则（）由频繁项集生成关联规则，保留满足最小可信度的规则 ）.
```

Apriori 算法(先验算法)

中心思想

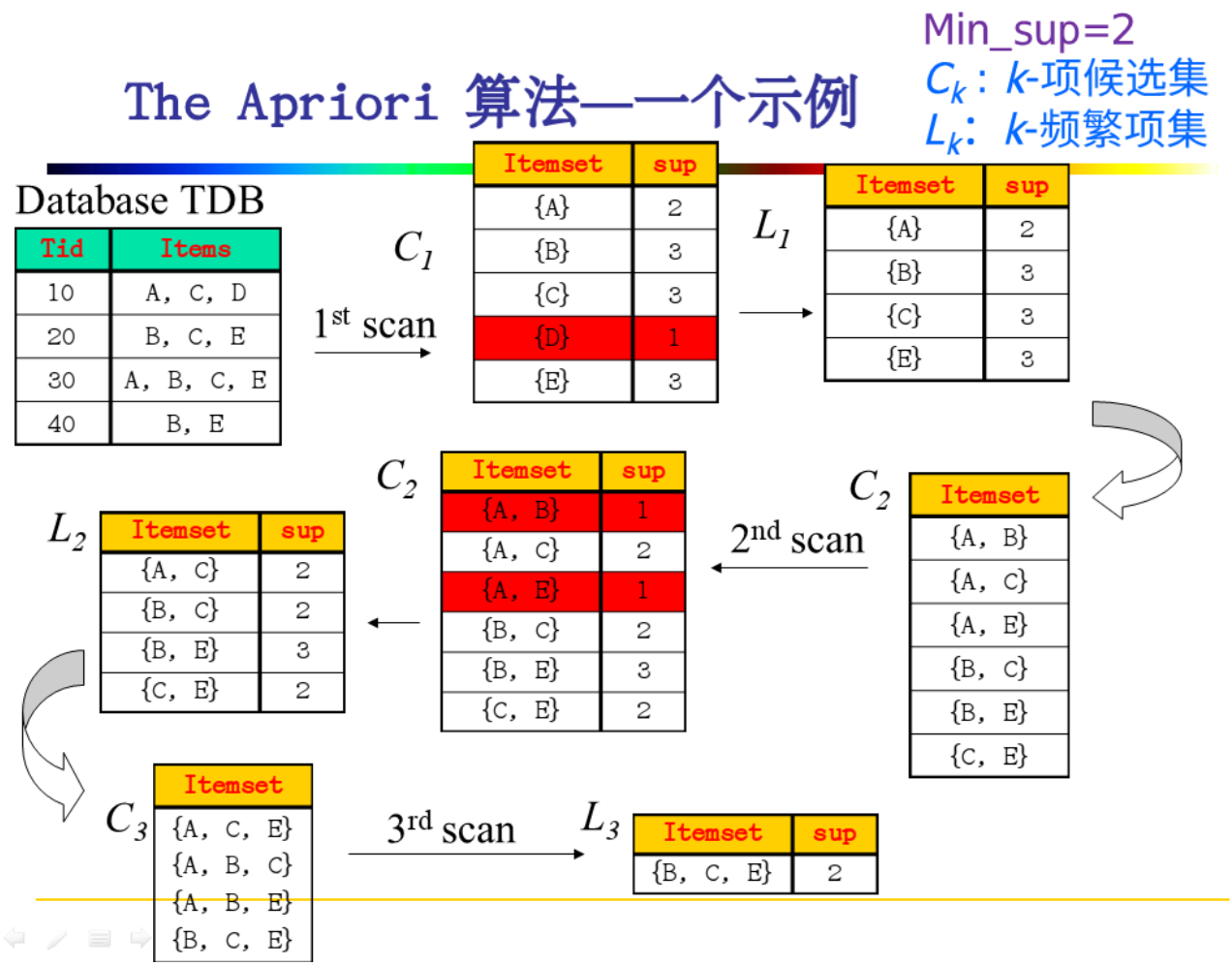
由频繁(k-1)-项集构建候选k-项集

方法

```
1. 找到所有的频繁 1-项集
2. 扩展频繁（k-1)-项集得到候选 k-项集
3. 剪除不满足最小支持度的候选项集
```

Apriori 剪枝原理

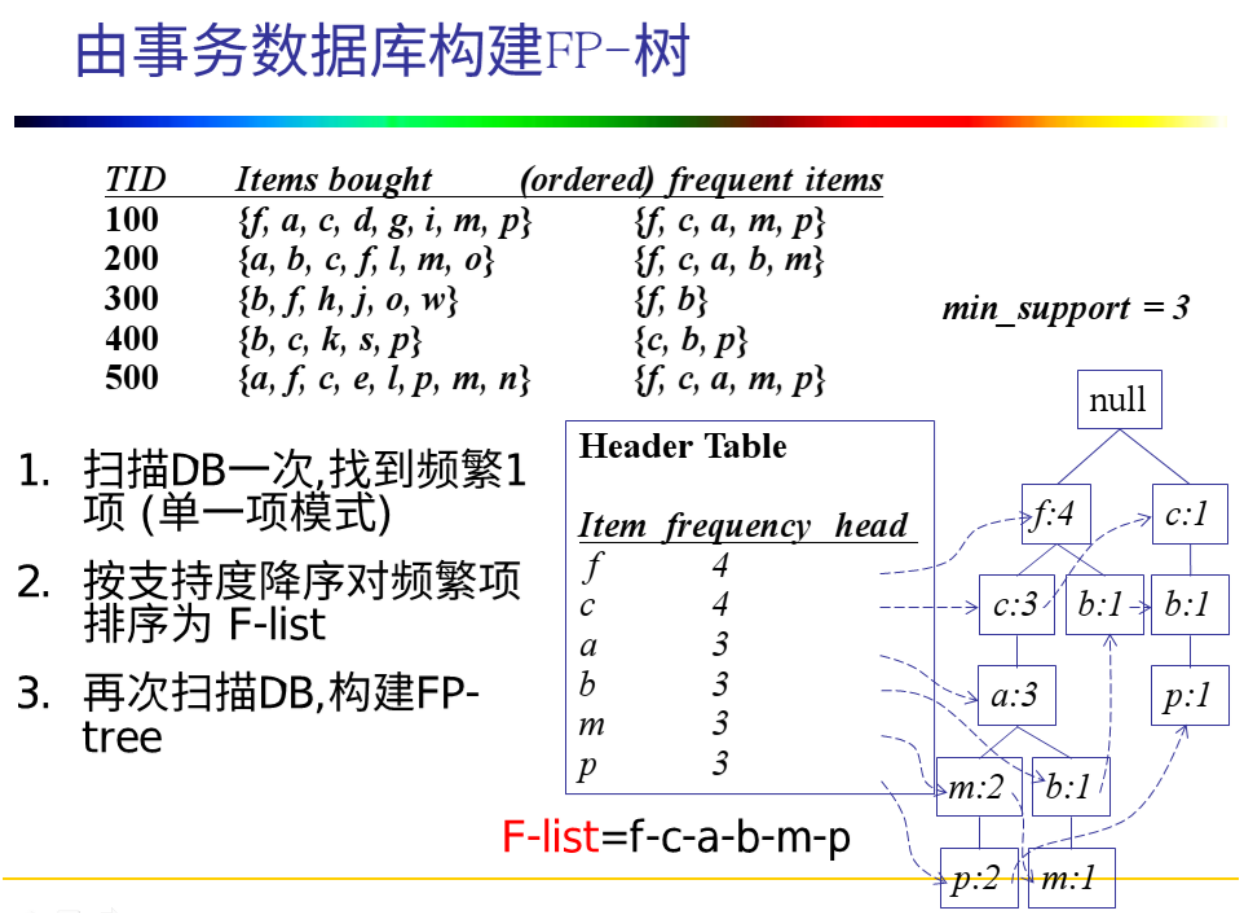
若任一项集是不频繁的,则其超集不应该被生成/测试!



22

FP Growth算法

1. 扫描事务数据库 D一次,得到频繁项的集合 F及它们的支持度 .将F按支持度降序排列成 L,L是频繁项的列表 .
2. 创建FP-树的根， 标注其为NULL.对D中的每个事务进行以下操作 :根据 L中的次序对事务中的频繁项进行选择和排序. 设事务中的已排序的频繁项列表为 [p|P],其中p表示第一个元素,P表示剩余的列表 .调用 insert_Tree([p|P],T).



![](fr2.png

Data Classification

概念：

分类是指把数据样本映射到一个事先定义的类中的学习过程.有监督学习。

决策树

概念:

1. 适用于离散值属性、连续值属性
2. 采用自顶向下的递归方式产生一个类似于流程图的树结构
3. 在根节点和各内部节点上选择合适的描述属性，并且根据该属性的不同取值向下建立分枝

决策树算法ID3

- 若以“年龄”作为分裂属性，则产生三个子集（因为该属性有三个不同的取值），所以**D**按照属性“年龄”划分出的三个子集的熵的加权和为：

No.	年龄	收入水平	有固定收入	VIP	类别：提供贷款
1	<30	高	否	否	否
2	<30	高	否	是	否
3	[30,50]	高	否	否	是
4	>50	中	否	否	是
5	>50	低	是	否	是
6	>50	低	是	是	否
7	[30,50]	低	是	是	是
8	<30	中	否	否	否
9	<30	低	是	否	是
10	>50	中	是	否	是
11	<30	中	是	是	是
12	[30,50]	中	否	是	是
13	[30,50]	高	是	否	是
14	>50	中	否	是	否

$$E(D,\text{年龄})=\frac{5}{14}(-\frac{3}{5}\log_2\frac{3}{5}-\frac{2}{5}\log_2\frac{2}{5})+\frac{4}{14}(-\frac{4}{4}\log_2\frac{4}{4})+\frac{5}{14}(-\frac{3}{5}\log_2\frac{3}{5}-\frac{2}{5}\log_2\frac{2}{5})$$
$$=0.3468+0+0.3468=0.6936$$

其中有一个子集的熵为0

$$I(s_1,s_2)=I(9,5)=-\frac{9}{14}\log_2(\frac{9}{14})-\frac{5}{14}\log_2(\frac{5}{14})=0.9406$$

$$Gain(D,\text{年龄})=I(s_1,s_2)-E(D,\text{年龄})=0.9406-0.6936=0.247$$

2017-6-16 43

缺点：

1. ID3是采用“信息增益”来选择分裂属性的。虽然这是一种有效的方法，但其具有明显的倾向性，即它倾向于选择取值较多的属性；
2. ID3算法只能对描述属性为离散型属性的数据集构造决策树

决策树算法 C4.5

概念：

C4.5既可以处理离散型描述属性，也可以处理连续型描述属性

步骤：

1. 对于连续值描述属性，C4.5将其转换为离散值属性
2. 把某个结点上的数据按照连续型描述属性的具体取值，由小到大进行排序
3. 在{A1c,A2c,…,Atotalc}中生成total-1个分割点
4. 第i个分割点的取值设置vi=(Aic+A(i+1)c)/2
5. 每个分割点将数据集划分为两个子集
6. 挑选最适合的分割点对连续属性离散化

SVM

概念：

```
1. 可以分*线性*以及*非线性*数据
2. 通过非线性映射(noliner mapping)把原始训练数据转换到高维
3. 在新维度里寻找超平面(hyperplane)，超平面可以将两类分开
4. 通过support vectors 以及 margins 来寻找超平面
```

KNN

lazy learning vs eager learning

Lazy learning (e.g., instance-based learning): Simply stores training data (or only minor processing) and waits until it is given a test tuple

Eager learning: Given a set of training tuples, constructs a classification model before receiving new (e.g., test) data to classify
Lazy: less time in training but more time in predicting

Top 10 Data Mining Algorithm

```
1. C4.5
2. k-means
3. SVM (Support Vector Machines)
4. Apriori
5. EM (Expectation Maximization)
6. PageRank (网页排名)
7. AdaBoost
8. kNN
9. Naive Bayes
10. CART
```

Bayesian Networks and Classification

Two components:

(1) A directed acyclic graph 有向无环图 (called a structure)

(2) a set of conditional probability tables (CPTs)

概念

先验概率：根据历史的资料或主观判断所确定的各种时间发生的概率

后验概率：通过贝叶斯公式，结合调查等方式获取了新的附加信息，对先验概率修正后得到的更符合实际的概率

条件概率：某事件发生后该事件的发生概率

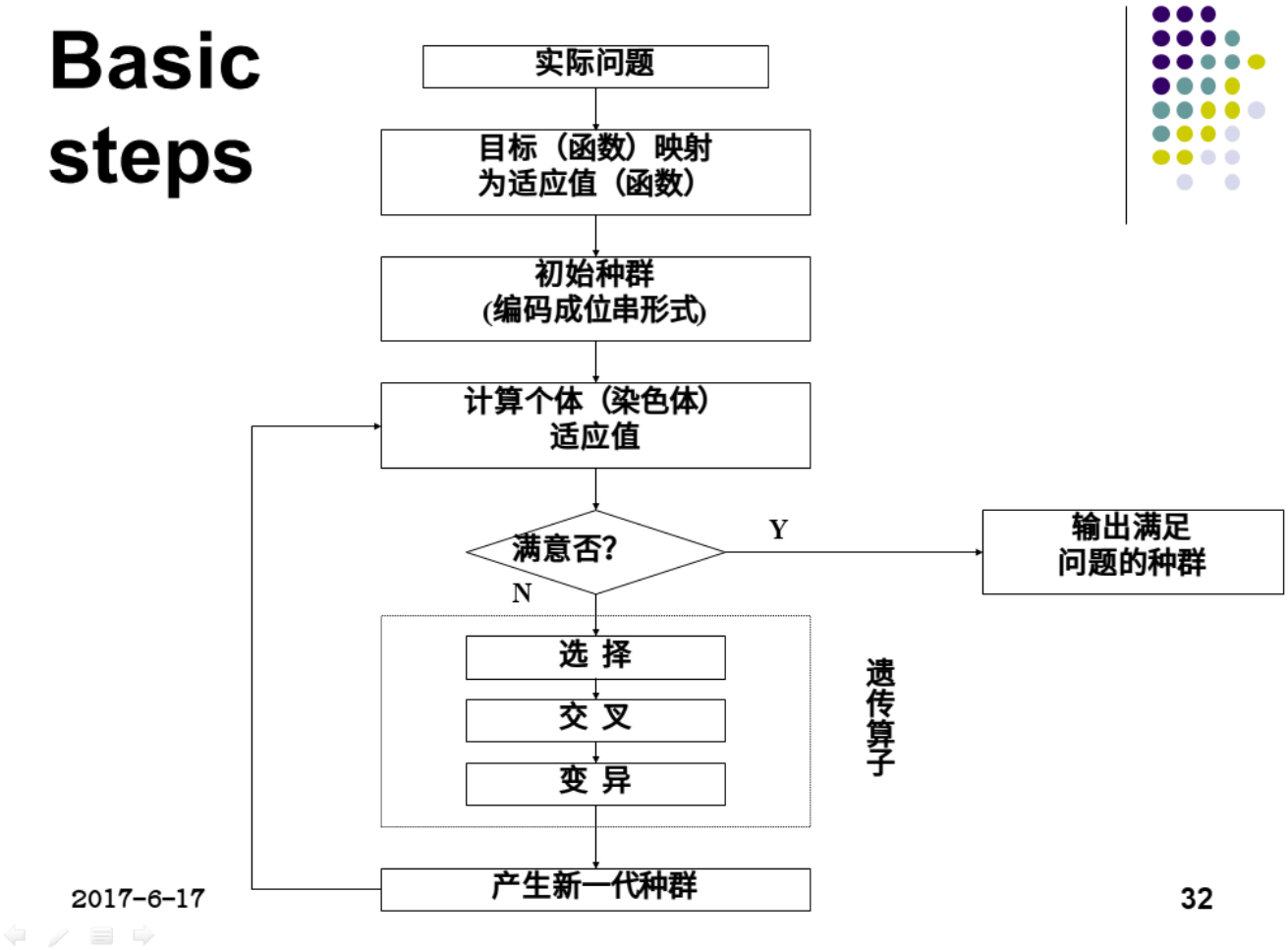
条件概率公式：$P(A|B) = \frac{P(A)P(B|A)}{P(B)}$

全概率公式：$P(A) = \sum_{i=1}^{n} P(B_i)P(A|B_i)$

贝叶斯公式：$P(B_i|A)=\frac{PB_iP(A|B_i)}{\sum_{i=1}^{n}P(B_i)P(A|B_i)}$

神经网络

Genetic Algorithms



粗糙集

概念：

```
粗糙集（Rough Set，RS）理论
波兰数学家Z.Pawlak于1982年提出
不完整性和不精确性的数学工具
分析和处理不完备性数据
发现数据间隐藏的关系
揭示潜在规律
```

等价关系:

设R为定义在集合A上的一个关系，若R是自反的，对称的和传递的，则称R为等价关系。

等价类

设R为集合A上的等价关系，对任何a∈A，集合[a]R={x|x∈A,aRx}称为元素a形成的R等价类。由等价类的定义可知[a]R是非空的，因为a∈[a]R

下近似集

一个知识库K=(U,R)，令X⊆U且R为U上一等价关系，X的下近似集就是对于知识R的能完全确定地归入集合X的对象的集合

上近似集

X的上近似集是知识R的在U中一定和可能归入集合X的对象的集合

正域

POSR(X) = R_(X)

负域

NEGR(X) = U-R-(X)

边界

BNR(X) = R-(X)-R_(X)

由等价关系R描述的对象集X的近似精度为：

$$d_R(X) = \frac{card(R_-(X))}{card(R^-(X))}$$

$card(R_-(X))$ $card(R^-(X))$ 分别为 X 下近似集合、上近似集合中元素的个数。

（1）如果dR(X)=0，则X是R全部不可定义的；

（2）如果dR(X)=1，则X是R全部可定义的；

（3）如果0<dR(X)<1，则X是R部分可定义的。

PR(X)=1-dR(X)反映了定义集合X的粗糙程度，也即不被关系R所描述的程度，称为X的粗糙度。

分类近似的度量

$$d_R(F) = \frac{\sum_{i=1}^{n} card(R_-(X_i))}{\sum_{i=1}^{n} card(R^-(X_i))}$$

$$r_R(F) = \frac{\sum_{i=1}^{n} card(R_-(X_i))}{card(U)}$$

两种方式在本质上是等价的

分类近似的度量 – 例子

一个知识库K=(U,R),其中U={x1,x2,x3,x4,x5,x6,x7,x8}，一个等价关系R形成的等价类为Y1={x1,x3,x5}, Y2={x2,x4}, Y3={x6,x7,x8}。现由分类F形成的等价类：X1={x1,x2,x4}, X2={x3,x5,x8}, X3={x6,x7}。分析由R描述分类F的近似度。

解答：

```
R_(X1)=Y2 ={x2,x4}
R_(X2)=[]
R_(X3)=[]
R-(X1)= Y1∪Y2= {x1,x2,x3,x4,x5}
R- (X2)= Y1∪Y3= {x1,x3,x5 ，x6,x7,x8}
R- (X3)= Y3={x6,x7,x8}
```

$$d_R(F)=\frac{2+0+0}{5+6+3}=\frac{1}{7}$$

$$r_R(F)=\frac{2+0+0}{8}=\frac{1}{4}$$

因此，分类F不能被R完全定义，即部分可定义的。

等价关系简化

对于知识库K = (U,R)，如果存在等价关系r∈R,使得ind(r)=ind(R)，则称r是可省略的，否则，称r是不可省略的。
（1）若任意r∈R是不可省略的，则称R是独立的
（2）独立等价关系的子集也是独立的

若Q⊂R，ind(Q)=ind(P)，则称Q为P的简化，记做red(P).所有简化的交集为等价关系的核，记做core(P).

知识的相对简化

8.4.6 知识的相对简化举例

例1.给定如下等价划分：

$U|P_1=\{\{x_1,x_3,x_4,x_5,x_6,x_7\},\{x_2,x_8\}\}$,
$U|P_2=\{\{x_1,x_5,x_6\},\{x_2,x_7,x_8\},\{x_3,x_4\}\}$
$U|P_3=\{\{x_1,x_3,x_4,x_5\},\{x_2,x_6,x_7,x_8\}\}$。

结果属性集：$U|S=\{\{x1,x5,x6\},\{x2,x7\},\{x8\},\{x3,x4\}\}$

分析用条件属性P相对于结果属性S表达系统时，条件P1、P2、P3哪个能省略?

解答：

等价类合成：

$U|P=U|\{P_1,P_2,P_3\}=\{\{x_1,x_5\},\{x_2,x_8\},\{x_7\},\{x_3,x_4\},\{x_6\}\}$

P正域：

$POS_P(S)=\cup P\_(S)=\{x_1,x_5\}\cup\{x_3,x_4\}\cup\{x_6\}\cup x_7$
$=\{x_1,x_3,x_4,x_5,x_6,x_7\}$,

8.4.6 知识的相对简化举例(续)

不同组合的等价类划分和正域：

$U|(P-P_1)=U|\{P_2,P_3\}=\{\{x_1,x_5\},\{x_2,x_7,x_8\},\{x_3,x_4\},\{x_6\}\}$

$POS_{P-P1}(S)=\cup(P-P_1)\_(S)=\{x_1,x_3,x_4,x_5,x_6\}$，

$U|(P-P_2)=U|\{P_1,P_3\}=\{\{x_1,x_3,x_4,x_5\},\{x_2,x_8\},\{x_6,x_7\}\}$

$POS_{P-P2}(S)=\phi$，

$U|(P-P_3)=U|\{P_1,P_1\}=\{\{x_1,x_5,x_6\},\{x_2,x_8\},\{x_7\},\{x_3,x_4\}\}$

$POS_{P-P3}(S)=\{x_1,x_3,x_4,x_5,x_6,x_7\}$

由于$POS_{P-P3}(S)=POS_P(S)$，故P3可省略，但P1和P2不能省略。因此，条件属性集合P相对于结果属性S的核为$\{P_1,P_1\}$

知识依赖性度量

令K = (U, R)是一个知识库，P, Q ⊆ R，

（1）知识Q依赖于知识P或知识P可以推导知识Q，当且仅当ind(P)⊆ind(Q)，记作P→Q；

（2）知识P和知识Q是等价的，当且仅当P→Q且Q →P，即ind(P) = ind(Q)，记作P = Q；

（3）知识P和知识Q是独立的，当且仅当 且P⇒Q和Q⇒P均不成立的时候，记作P≠Q。

$$k=r_P(Q)=\frac{card(POS_P(Q))}{card(U)}$$

令K = (U, R)是一个知识库，P,Q ⊆ R，当上式成立时，我们称知识Q是k(0≤k≤1)依赖于知识P，记作P→Q。

（1）当k=1时，我们称知识Q是完全依赖于知识P；

（2）当0<k<1时，则称知识Q是部分(粗糙)依赖于知识P；

（3）当k=0时，则称知识Q完全独立于知识P。

可辨识矩阵

8.5.3 可辨识矩阵

	条件属性				决策属性(d)
	可见度(x1)	温度(x2)	湿　度(x3)	是否大风(x4)	
1	Sunny	Hot	High	False	N
2	Sunny	Hot	High	True	N
3	Overcast	Hot	High	False	P
4	Rain	Mild	High	False	P
5	Rain	Cool	Normal	False	P
6	Rain	Cool	Normal	True	N

$$\begin{array}{cccccc} 0 & 0 & x_1 & x_1x_2 & x_1x_2x_3 & 0 \\ & 0 & x_1x_4 & x_1x_2x_4 & x_1x_2x_3x_4 & 0 \\ & & 0 & 0 & 0 & x_1x_2x_3x_4 \\ & & & 0 & 0 & x_2x_3x_4 \\ & & & & 0 & x_4 \\ & & & & & 0 \end{array}$$

第1行和第3行的决策属性不相同，能把这两行区分开来的条件属性仅有x1，因此矩阵的(1,3)位置上是x1。

36

Clustering Algorithm (聚类算法)

k-means

Given k, the k-means algorithm is implemented in four steps:

```
1. Partition objects into k non-empty subsets
2. Compute seed points as the centroids ( 质心) of the clusters of the current partition
(the centroid is the center, i.e., mean point, of the cluster)
3. Assign each object to the cluster with the nearest seed point
4. Go back to Step 2, stop when no more new assignment
```

Hierarchical Clustering(层次聚类)

概念

A hierarchical clustering method works by grouping objects into a tree of clusters.

分类

agglomerative (凝聚)
divisive (分裂)