Chapter 2 DataPreprocessing

认识数据

属性类型

属性也称**变量，特性，特征**

分类型 VS 数值型

👉 分类型(Categorical)

定性的

标称(Nominal):只用于区分对象，, $\Rightarrow \quad = or \neq$,

如ID号，眼球颜色，邮政编码etc

序数(Ordinal):能够确定对象的序, $\Rightarrow \quad < or >$,

如军阶，GPAetc

👉 数值型(Numerical)

定量的

区间(Interval):值之间的差是有意义的，即存在测量单位

如摄氏度etc

比率(Ratio):值之间的差和比率都是有意义的

如长度，质量，开氏温度(即绝对温度)

离散属性 VS 连续属性

对称二元属性 VS 非对称二元属性

👉 二元属性

仅取两个不同值，如0/1，男/女

👉 对称二元属性

两个值一样重要

👉 非对称二元属性

一个值比另一个更重要

如化验结果，阳性较少，但显然更重要

数据类型

👉 记录数据

👉 图数据

👉 有序数据

数据的统计描述

中心趋势度量

👉 均值(mean)

中列数：数据集的最大和最小值的平均值

👉 中位数(median)

$$median = L_1 + \left(\frac{N/2 - \left(\sum freq\right)_l}{freq_{median}} \right) width$$

L_1：中位数区间的下界，N：数据总个数，
$\left(\sum freq\right)_l$：低于中位数区间的所有区间的频率和
$freq_{median}$：中位数区间的频率，
$width$：中位数区间的宽度。

采用的是**近似值估计(线性插值)**

👉 众数(mode)

数据散布

👉 极差

👉 四分位数

👉 四分位数极差

$$IQR = Q_3 - Q_1 \quad Q_3\text{是中位数后面的四分位数，}Q_1\text{是中位数前面的四分位数}$$

👉 方差，标准差

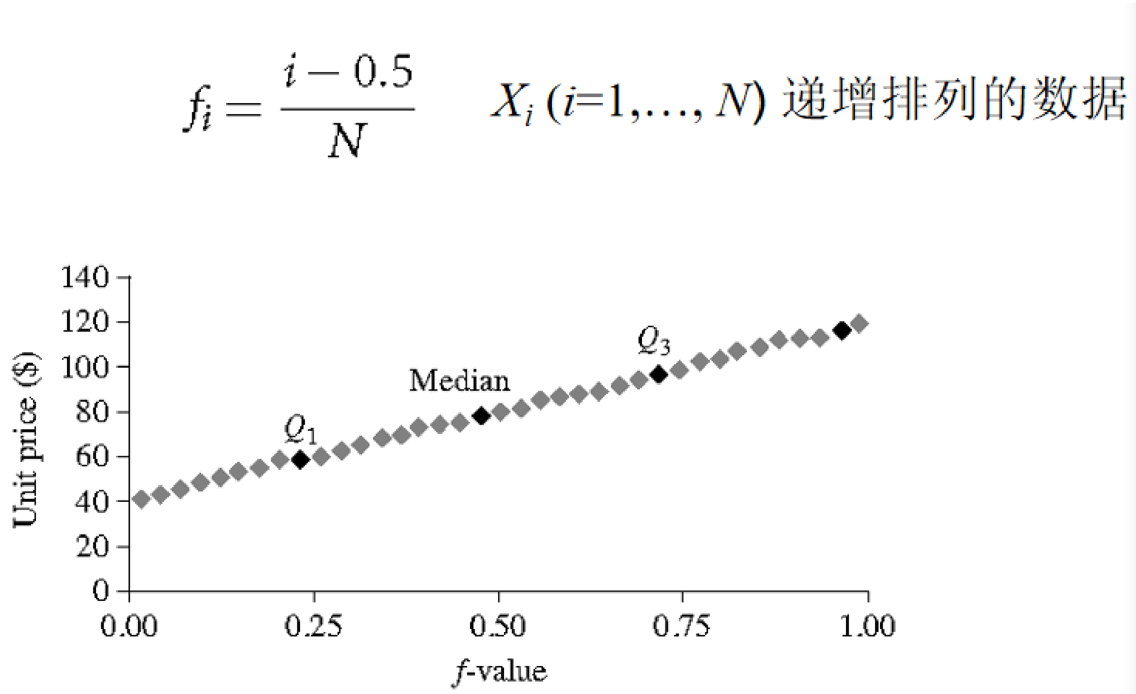
👉 五数概括：

$$[min, Q_1, median, Q_3, max]$$

常用盒图(箱线图)表示

可视化

👉 分位数图(观察单变量分布)



详见BLOG

👉 分位数-分位数图

刻画一个分布到另一个分布**是否有漂移**

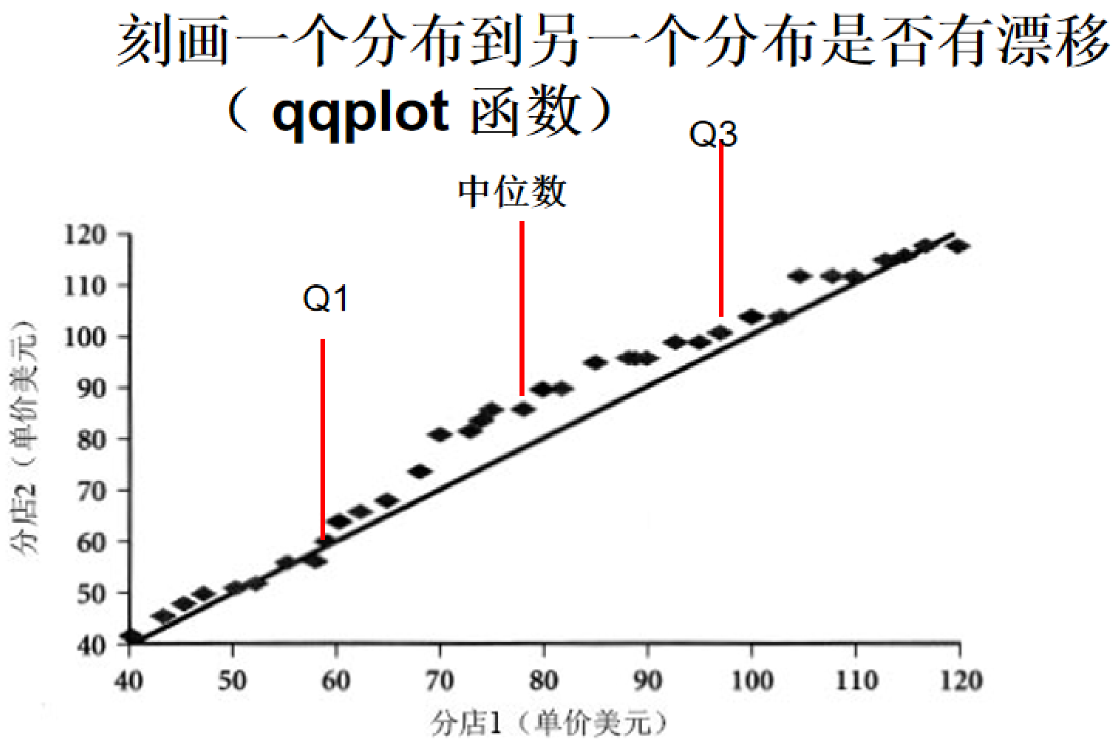
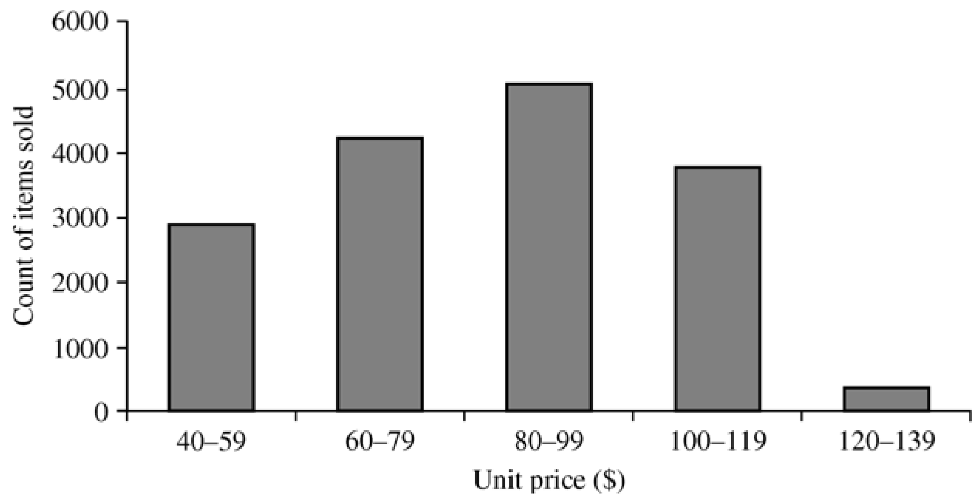


图2-6 两个不同分店的单价数据的分位数 - 分位数图

👉 直方图

刻画数据总体分布情况



👉 散点图

由于二维数据较多，一般小于等于三维

数据的相似性度量

标称属性数据

👉标称变量——是二元变量的拓广，它可以取**多于两种状态值**

👉相异性度量方法

对于两个对象i,j，它们的相异性由下面的公式度量 $d(i,j)=\frac{p-m}{p}$ $d(i,j)$称为相异度,m是状态取值匹配的变量数目,p是变量数目

详见BLOG

二元变量属性数据

👉 二元变量的相似度

$$\text{相似度} sim(i,j)=1-d(i,j)$$

① 获取列联表

		对象 j		
		1	0	sum
对象 i	1	q	r	$q+r$
	0	s	t	$s+t$
	sum	$q+s$	$r+t$	p

② 计算相异度

若是**对称的二元变量**

$$d(i,j)=\frac{r+s}{q+r+s+t}$$

若是**不对称的二元变量(1比0更重要)**

$$d(i,j)=\frac{r+s}{q+r+s}=1-\frac{q}{q+r+s}=1-Jaccard(i,j)\ t\text{可以省略，对于两个对象来说，变量的值都是0，不重要}$$

👉补充：雅卡尔系数(Jaccard Index)(又称交并比)

$$Jaccard(A,B)=\frac{|A\bigcap B|}{|A\bigcup B|}$$

👉补充：雅卡尔距离(Jaccard Distance)

$$d_J(A,B)=1-J(A,B)$$

序数型变量数据

👉将变量的值映射为**秩**

$$\text{变量}f\text{有}M_f\text{个状态，这些有序的状态定义了一个排列}1,\cdots,M_f$$

👉相异度计算

用秩来代替变量的值.

$$\text{设第}i\text{个对象变量}f\text{的值}x_{if}$$

可以将变量秩的值域映射到, $[0,1]$, 区间

$$z_{if}=\frac{r_{if}-1}{M_{if}-1}$$

数值属性数据

👉使用**距离**度量两个**数据对象**的相似性

👉闵可夫斯基距离(p范数)

$$d(i,j)=\sqrt[p]{(|x_{i1}-x_{j1}|^p+|x_{i2}-x_{j2}|^p+\ldots+|x_{ip}-x_{jp}|^p)}$$

其中 $i=(x_{i1},x_{i2},\ldots,x_{ip})$和$j=(x_{j1},x_{j2},\ldots,x_{jp})$ 是两个 p-维数据对象(p是正整数)

若p=1,称为曼哈顿距离

若p=2，称为欧几里得距离(欧氏距离)

数据标准化

👉 一般的标准化方法 **每个数据减均值 再除以标准差**

👉 👇的标准化方法 用**平均绝对偏差**代替标准差

(1) 计算平均绝对偏差:

$$s_f = \frac{1}{n}(|x_{1f} - m_f| + |x_{2f} - m_f| + \ldots + |x_{nf} - m_f|)$$

其中 $m_f = \frac{1}{n}(x_{1f} + x_{2f} + \ldots + x_{nf})$.

(2)计算标准化的度量值

$$z_{if} = \frac{x_{if} - m_f}{s_f}$$

- 使用平均绝对偏差比使用标准差更具有鲁棒性

注意上图的**最后一句话**，使用标准差是将数据缩放成**均值为0，方差为1**的分布

混合型数据

☞基本思想：将不同类型的变量组合**单个相异度矩阵中**，把所有变量转换到共同的值域区间，一般是[0,1]

数据预处理

☞ 即在KDD流程中 数据挖掘前的几个步骤

主要任务

☞数据清理

处理缺失值，噪声数据，删除孤立点，解决不一致性(编码不一致等)

☞数据集成

集成多个数据库

☞数据规约(即为数据选择)

将数据集压缩，但可以得到相近的结果

☞数据变换

规范化和聚集

☞数据离散化

将连续数据进行离散处理

数据清理

缺失值处理

☞ 策略：

- 使用变量的平均值填充空缺值
- 使用与给定元组属同一类的所有样本的平均值
- 使用最可能的值填充空缺值：使用贝叶斯公式或判定树等预测方法

Ex

V1	V2	V3	V4
0.2	0.4	0.3	0.4
0.8	0.3	0.4	0.4
0.1	0.0	0.3	0.6
?	0.4	0.3	0.5
0.4	0.6	0.3	0.4
0.2	0.4	0.3	0.5
0.1	0.4	0.3	0.5

Strategy 1:

Mean = (0.2+0.8+0.1+0.4+0.2+0.1)/6 = 0.3

? = 0.3

Strategy 2:

? = (0.2+0.1)/2 = 0.15

噪声数据

☞分箱

分箱(binning):

- 首先排序数据，并将他们分到等深的箱中
- 然后可以按箱的平均值平滑、按箱中值平滑、按箱的边界平滑等等

* price的排序后数据：4，8，15，21，21，24，25，28，34
* 划分为（等深的）箱：
  * 箱1：4，8，15
  * 箱2：21，21，24
  * 箱3：25，28，34
* 用箱**平均值**平滑：
  * 箱1：9，9，9
  * 箱2：22，22，22
  * 箱3：29，29，29
* 用箱**边界**平滑：
  * 箱1：4，4，15
  * 箱2：21，21，24
  * 箱3：25，25，34

数据集成

冗余数据处理

☞数值型数据——相关分析

☞相关系数(皮尔逊相关系数)

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

$$r_{A,B} > 0, A和B正相关\ r_{A,B} = 0, A和B不相关\ r_{A,B} < 0, A和B负相关$$

👉协方差：衡量两个变量的变化趋势是否一致

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

$$\text{Correlation coefficient: } r_{A,B} = \frac{Cov(A,B)}{\sigma_A\sigma_B}$$

$$Cov_{A,B} > 0, A,B同时倾向大于各自的期望值\ Cov_{A,B} < 0, 若A大于其期望值，则B小于其期望值\ 若两个变量独立，则Cov_{A,B} = 0, 但反之不成立$$

👉标称型数据——卡方检验(chi-square test)

	属性	A			
		a_1	a_2	i→	a_c
B	b_1				
	b_2				
	j↓				
	b_r				

(A=ai,B=bj)

$$与概率论数理统计中数理统计部分一样，构造检验统计量\chi^2\ \chi^2 = \sum_{i=1}^{c}\sum_{j=1}^{r}\frac{(\sigma_{ij}-e_{ij})^2}{e_{ij}}\ 该卡方分布自由度为(c-1)\times(r-1)$$

$$e_{ij} = Pro(A=a_i)\times Pro(B=b_j)\times N \quad = \frac{count(A=a_i)}{N}\times\frac{count(B=b_j)}{N}\times N = \frac{count(A=a_i)\times count(B=b_j)}{N}$$

$$\sigma_{ij}是(a_i,b_j)的观测频度(即实际计数)\ e_{ij}是(a_i,b_j)的期望频度\ N是数据元组的个数$$

Ex

	下棋	不下棋	Sum (row)
看小说	250(90)	200(360)	450
不看小说	50(210)	1000(840)	1050
Sum(col.)	300	1200	1500

$$e_{11} = \frac{count(\text{看小说}) * count(\text{下棋})}{N} = \frac{450 * 300}{1500} = 90$$

χ^2 (chi-square) 计算(括号中的值为期望计值，由两个类别的分布数据计算得到)

$$\chi^2 = \frac{(250-90)^2}{90} + \frac{(50-210)^2}{210} + \frac{(200-360)^2}{360} + \frac{(1000-840)^2}{840} = 507.93$$

这个和数理统计中假设检验一样，**先假设两个属性不相关，计算检验统计量的值，在已知显著性水平的条件下查表，得出的值与检验统计量的值比较，看在拒绝域内还是在接受域内，判断假设是否正确，从而判断两个属性是否相关。**

$$\text{上例自由度为}(2-1)\times(2-1)=1,\text{查表得在显著性水平为}0.999\text{的条件下}(\chi^2=10.828)\ \Rightarrow \text{拒绝不相关的假设，这两个属性强相关}$$

数据归约

☞思想：**降维**

- 维归约
- 数量规约
- 数据压缩

维归约

☞小波分析

常用于信号处理和图像处理中

主要思想是过滤高频信号，保留低频信号

☞PCA(Principal component analysis)主成份分析

基本思想：找到一个投影，使数据的方差最大化,达到降维的目的

但这样会生成新的特征——新问题——怎么描述新的特征

PCA BLOG1

PCA BLOG2

奇异值分解

☞特征筛选

通过删除不相干的属性减少数据量,常用于分类或回归

例：某几个属性加起来的分类效果最好，就可以删除其他的属性，达到降维的目的

但问题是，不知道哪些属性加起来效果最好。即d个属性有2的d次幂个可能的子集

策略：**启发式方法**——找到近似最优

① 逐步向前选择，先选一个对于分类最好效果的特征，然后逐步增加特征

② 逐步向后删除，删除一个，看分类效果性能是否增加，逐步删除

③ 两者结合

算法：👉**信息增益(Information Gain)**

信息熵：刻画系统的**混乱程度**(随机程度)。熵越高越混乱(随机程度越高)

$$H(X) = -\sum_{i=1}^{n} p(x_i) \log p(x_i)$$

条件信息熵：刻画已知X的基础上，需要多少信息来描述Y

$$H(Y \mid X) = \sum_{x \in X} p(x) H(Y \mid X = x) \qquad = -\sum_{x \in X} p(x) \sum_{y \in Y} p(y \mid x) \log p(y \mid x)$$

信息增益：刻画已知X的基础上，能够**节约多少信息**来描述Y

$$IG(Y \mid X) = H(Y) - H(Y \mid X)$$

所以IG越大，表明X与Y越相关，由于这是一个分类问题，所以选择IG大的特征，删除IG小的特征

数量规约

👉 通过选择替代的、较小的数据表示形式来减少数据量

- 回归
- 聚类
- 直方图
- 抽样
- 数据立方体聚集

数据压缩

- 有损压缩、无损压缩
  - 字符串压缩——通常是无损压缩
  - 音频/视频压缩——通常是有损压缩

数据变换

👉规范化

数据量纲不同，e.g. 身高、体重

- 最小一最大规范化

$$v' = \frac{v - min_A}{max_A - min_A}(new\_max_A - new\_min_A) + new\_min_A$$

- z-score规范化

$$v' = \frac{v - \mu}{\sigma}$$

- 上图中最小-最大规范化，规范到, $[new_{min_A}, new_{max_A}]$,
- 最小-最大规范化又称归一化
- z-score规范化又称标准化

👉离散化(对于连续数据)

👉概念分层(对于标称数据)

数据离散化

- 分箱
- 直方图分析
- 聚类分析
- 基于信息熵