大数据导论
Introduction to Big Data

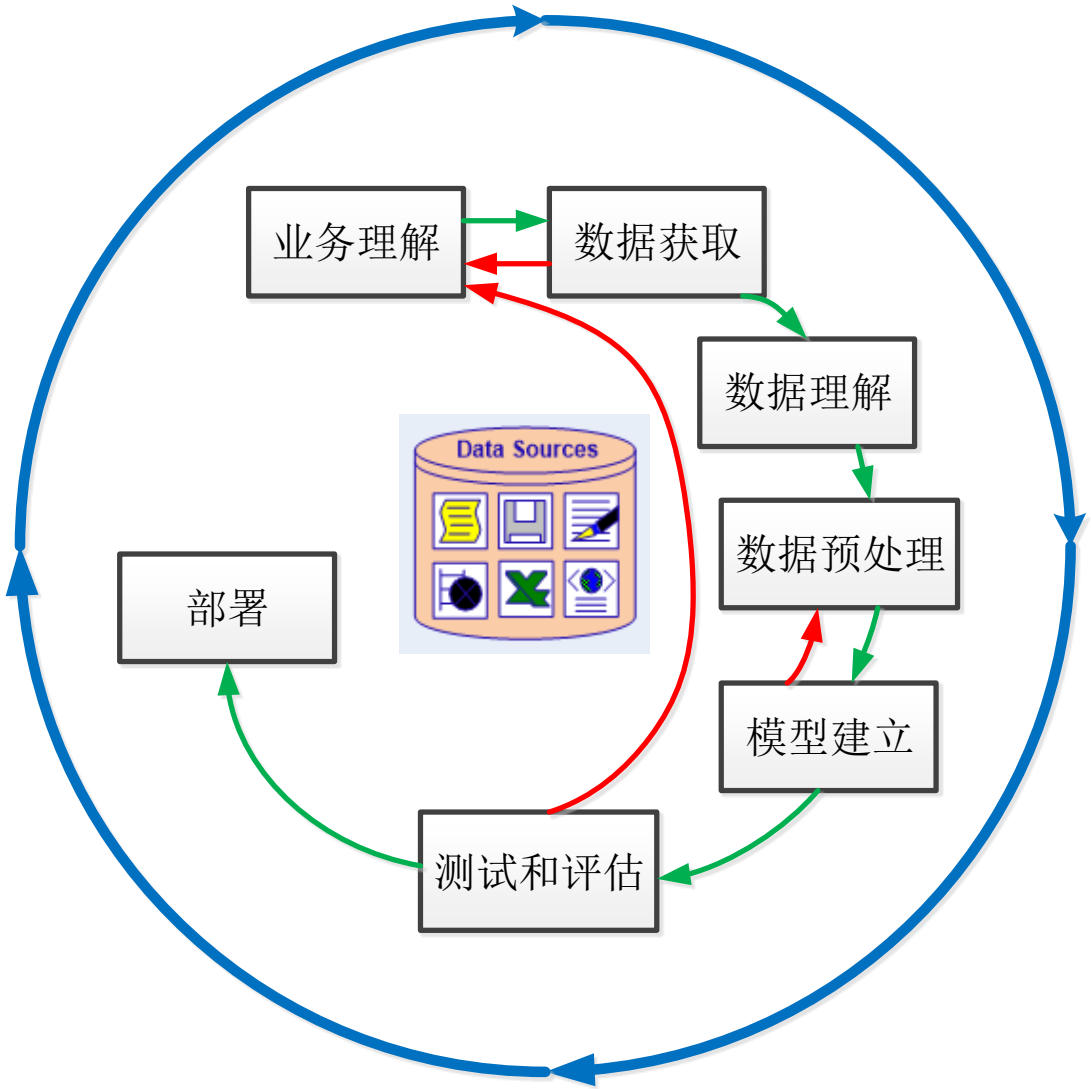
大数据治理（二）：数据预处理

叶允明

计算机科学与技术学院

哈尔滨工业大学（深圳）

大数据分析与挖掘的过程



目录

主要参考资料

- Jiawei Han等著（范明等译），数据挖掘：概念与技术，第3章（p.55-79）.
- Pang-Ning Tan等著（段磊等译），数据挖掘导论 第二版，第2章：第2.3节（p.28-39）

为什么要对数据进行预处理?

为什么要对数据进行预处理?

- 现实世界中的数据是“脏”的
  - 不完整的:缺少属性值，缺少某些感兴趣的属性或仅包含聚集数据
    - 例如，职业=“ ”
  - 含噪声的: 包含错误或存在偏离期望的值
    - 例如，薪水=“-1”
  - 不一致的: 特别是多源数据的集成
    - 例如，年龄=“20” 生日=“03/07/2000”
    - 例如，过去评级“1,2,3”, 现在评级“A, B, C”
    - 例如，重复元组之间的差异

为什么要对数据进行预处理?

- 没有高质量的数据，就没有高质量的挖掘结果!
  - garbage in, garbage out!
  - 高质量的决策必然依赖于高质量的数据

数据预处理（data preprocessing）的主要任务

- 数据清洗（data cleaning）
  - 填充缺失值，光滑化噪声数据，识别或删除离群点，并解决不一致问题
- 数据集成（data integration）
  - 集成多个数据源（如多个数据库或文件）
- 数据变换（data transformation）
  - 规范化和聚集
- 数据归约（data reduction）
  - 得到数据集的简化表示，但能够产生同样的（或几乎同样的）分析结果
- 数据离散化（data discretization）
  - 主要针对数值型数据

数据清洗

数据清洗

- 重要性
  - “数据清洗是数据仓库中三大问题之一”—Ralph Kimball
  - “数据清洗是数据仓库中的头号问题”—DCI survey
- 数据清洗任务：
  - 缺失值填充
  - 识别离群点和光滑化噪声
  - 纠正数据中的不一致问题
  - 解决由数据集成造成的冗余

缺失值

- 数据并非完整的
  - 例如，许多数据对象的一些属性没有记录值，比如销售数据中的顾客收入
- 缺失值可能主要由于：
  - 未输入、或未记录、未存储的历史数据
  - 设备故障
  - 与其他记录数据不一致，因而被删除
- 可能需要推断缺失的数据

如何处理缺失数据?

- 忽略缺失记录：通常适合于只有少量记录有缺失值的情形
- 人工填写缺失值
- 自动填写
  - 使用一个全局常量：例如，“Unkown”，一个新类？！
  - 使用属性的均值
  - 使用与给定数据对象属同一类的所有对象的属性均值
  - 使用最可能的值：基于推理的，比如贝叶斯公式或决策树

噪声数据

- 噪声：被测量变量的随机误差
- 属性值不正确可能是由于
  - 错误的数据收集工具
  - 数据输入问题
  - 数据传输问题
  - 测量技术的局限性
  - 命名约定不一致

如何处理噪声数据?

- 方法一：删除噪声数据（适合于确定性、显著性噪声）
- 方法二：光滑化（smoothing）
  - 基于分箱的数据光滑化
    - ✓ 首先将数据排序并把有序数据分布到（等频）箱中
    - ✓ 然后可以通过箱均值光滑化、或通过箱中位数光滑化、或通过箱边界光滑化等。
  - 基于回归的光滑化方法
    - ✓ 用一个函数拟合数据来光滑化数据
- 基于聚类、离群点检测的方法
  - 检测和删除离群点
  - 用簇的均值（或其它集中趋势指标）光滑化数据

简单离散化方法：分箱(Binning)

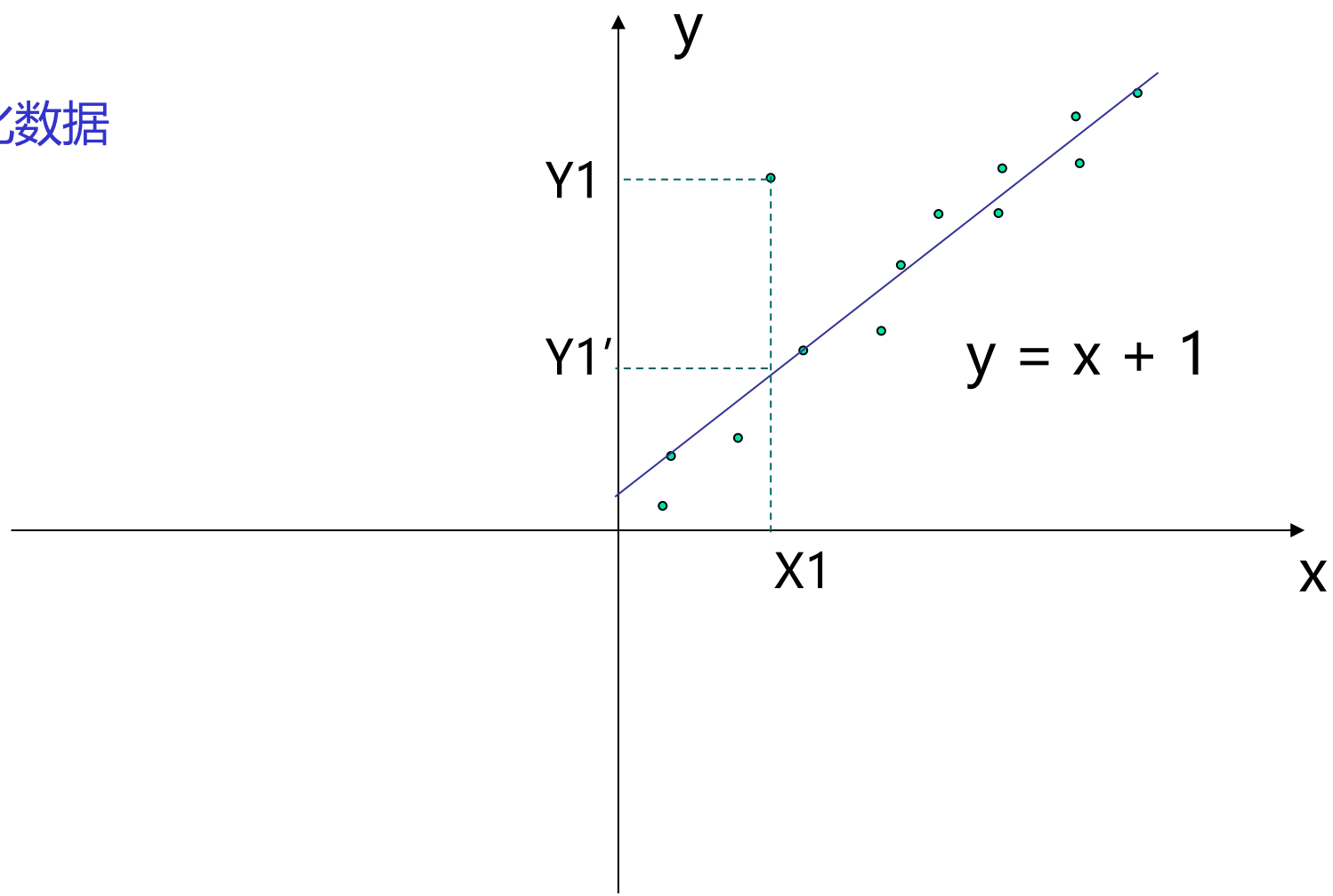
- 等宽（距离）划分
  - 将范围划分为N个相等大小的间隔：均匀网格
  - 如果A和B是属性的最低值和最高值，则间隔的宽度将为：W = （B -A）/ N
  - 最直截了当的方式，但容易受到离群点的影响
  - 倾斜（左偏、右偏）的数据效果可能不佳
- 等深（频率）划分
  - 将范围分为N个区间，每个区间包含大致相同数量的样本
  - 良好的数据扩张
  - 管理分类属性可能很棘手

基于分箱的数据光滑化方法

- price (美元)数据首先排序: 4, 8, 9, 15, 21, 21, 24, 25, 26, 28, 29, 34
  - * 被划分到等频（等深）的箱中:
    - ✓ - Bin 1: 4, 8, 9, 15
    - ✓ - Bin 2: 21, 21, 24, 25
    - ✓ - Bin 3: 26, 28, 29, 34
  - * 用箱均值光滑化:
    - ✓ - Bin 1: 9, 9, 9, 9
    - ✓ - Bin 2: 23, 23, 23, 23
    - ✓ - Bin 3: 29, 29, 29, 29
  - * 用箱边界光滑化:
    - ✓ - Bin 1: 4, 4, 4, 15
    - ✓ - Bin 2: 21, 21, 25, 25
    - ✓ - Bin 3: 26, 26, 26, 34

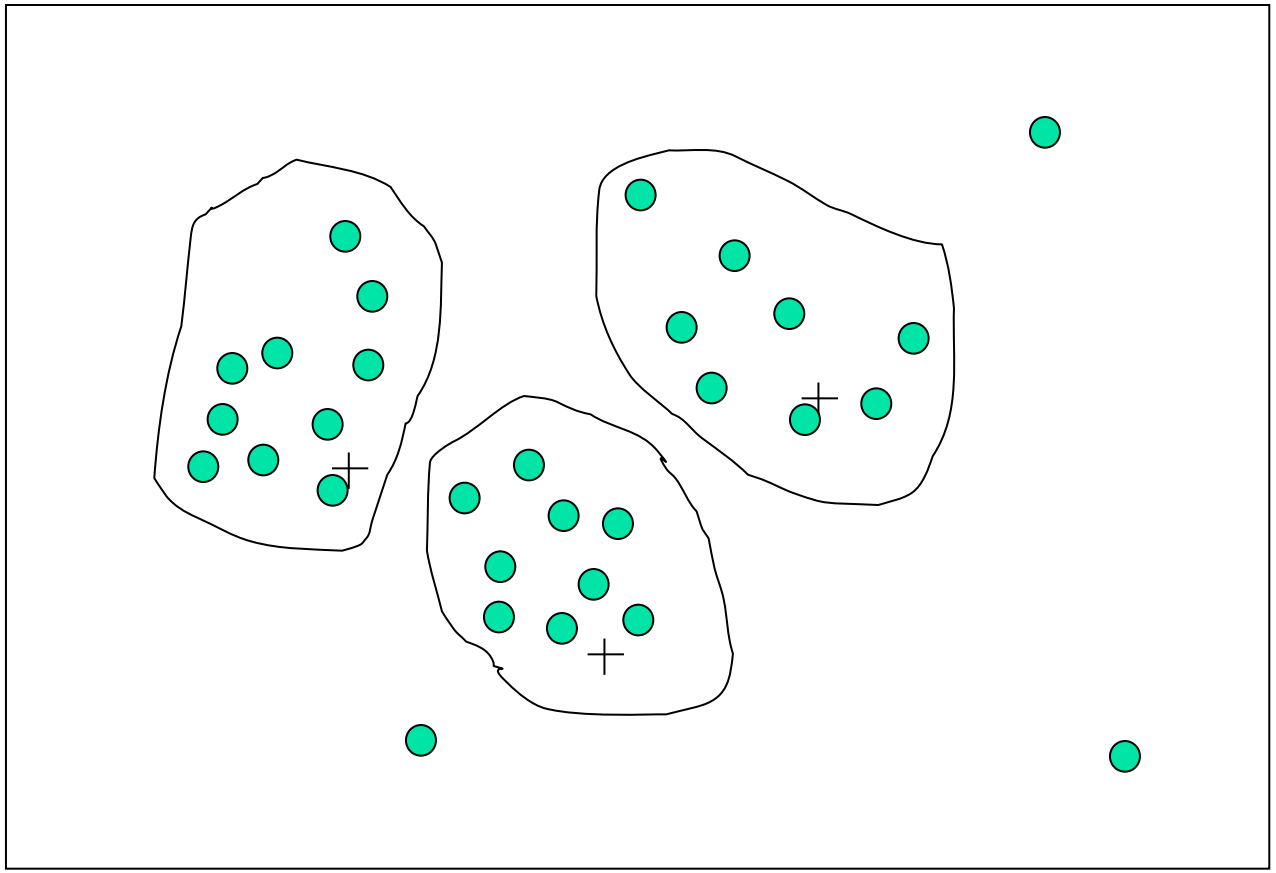
基于回归的光滑化方法

- 用给定数据拟合出函数
- 基于拟合的函数来光滑化数据



聚类分析

- 对给定数据进行聚类分析或离群点检测
- 处理识别出的噪声数据
- 或用集中趋势指标光滑化数据
  - 如均值、中位数、众数



数据集成与数据转换

数据集成及其问题

- 数据集成：
  - 将来自多个数据源的数据集合并到一个统一的数据集（库）中
- 数据库模式（Schema）集成：例如，A.cust-id ≡ B.cust-#
  - 集成多个来源的元数据
- 实体识别问题：
  - 识别来自多个信息源的现实世界的实体
- 数据值冲突问题
  - 对于相同的现实世界实体，来自不同信息源的属性值是不同的
  - 可能的原因：不同的表示，不同的尺度，例如，公制与英制单位

数据集成中的属性冗余问题

- 当多个数据库集成时，通常会出现冗余数据
  - 对象识别：相同的属性或对象在不同的数据库中可能具有不同的名称
  - 可导出数据：一个属性可以是另一个表中的"派生"属性，例如,年收入
- 可以通过相关性分析（correlation analysis） 来检测冗余属性
- 去除或减少冗余属性，可提高挖掘速度和质量

相关性分析（类别型属性）

- X^2 (卡方) 检验

$$\chi^2 = \sum \frac{(Observed - Expected)^2}{Expected} = \sum_{i=1}^{c}\sum_{j=1}^{r} \frac{(o_{ij} - e_{ij})^2}{e_{ij}}$$

- X^2 值越大，变量越可能相关
- 对 X^2 值贡献最大的单元是那些实际计数与期望计数非常不同的单元
- 相关性并不意味着因果关系
  - 医院数量和城市中的汽车盗窃数量是相关的
  - 两者都与第三个变量有因果关系：人口

卡方计算：示例

	Play chess	Not play chess	Sum (row)
Like science fiction	250 (90)	200 (360)	450
Not like science fiction	50 (210)	1000 (840)	1050
Sum(col.)	300	1200	1500

- X^2 （卡方）计算（括号中的数字是根据两个属性的数据分布计算的期望计数

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

- 它表明，like_science_fiction和play_chess是相关的
  - 在自由度1、置信水平0.001下，拒绝假设的值为10.828

相关性分析（数值型属性）

- 相关系数(又称Pearson积矩系数)

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

- n是数据对象的个数, $\bar{A}$和$\bar{B}$分别是属性 A 和 B 的均值，σ_A 和σ_B 分别是 A 和 B 的标准差，而 $\sum(a_ib_i)$是A、B的叉积和。
- 如果$r_{A,B} > 0$，A 和 B 正相关（A的值随B的值的增加而增加）。该值越大，相关性越强。
- $r_{A,B} = 0$：独立
- $r_{A,B} < 0$：负相关

数据变换

- 光滑化：去掉数据中的噪声
- 规范化：把属性值按比例缩放，使之落入一个特定的小区间
  - 最小-最大值规范化
  - Z-score规范化
  - 小数定标规范化
- 类别型属性：属性值泛化：基于概念层次
- 数值型属性：离散化
- 属性/特征构造
  - 例如，面积=长*宽

数据变换：规范化

- 最小-最大值规范化：映射到 [new_minA, new_maxA]

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

  - 例，假设收入的最小值与最大值分别为12,000 美元和 98,000 美元，把收入映射到区间 [0.0, 1.0]，那么73,000 美元将变换为：

$$\frac{73{,}600 - 12{,}000}{98{,}000 - 12{,}000}(1.0 - 0) + 0 = 0.716$$

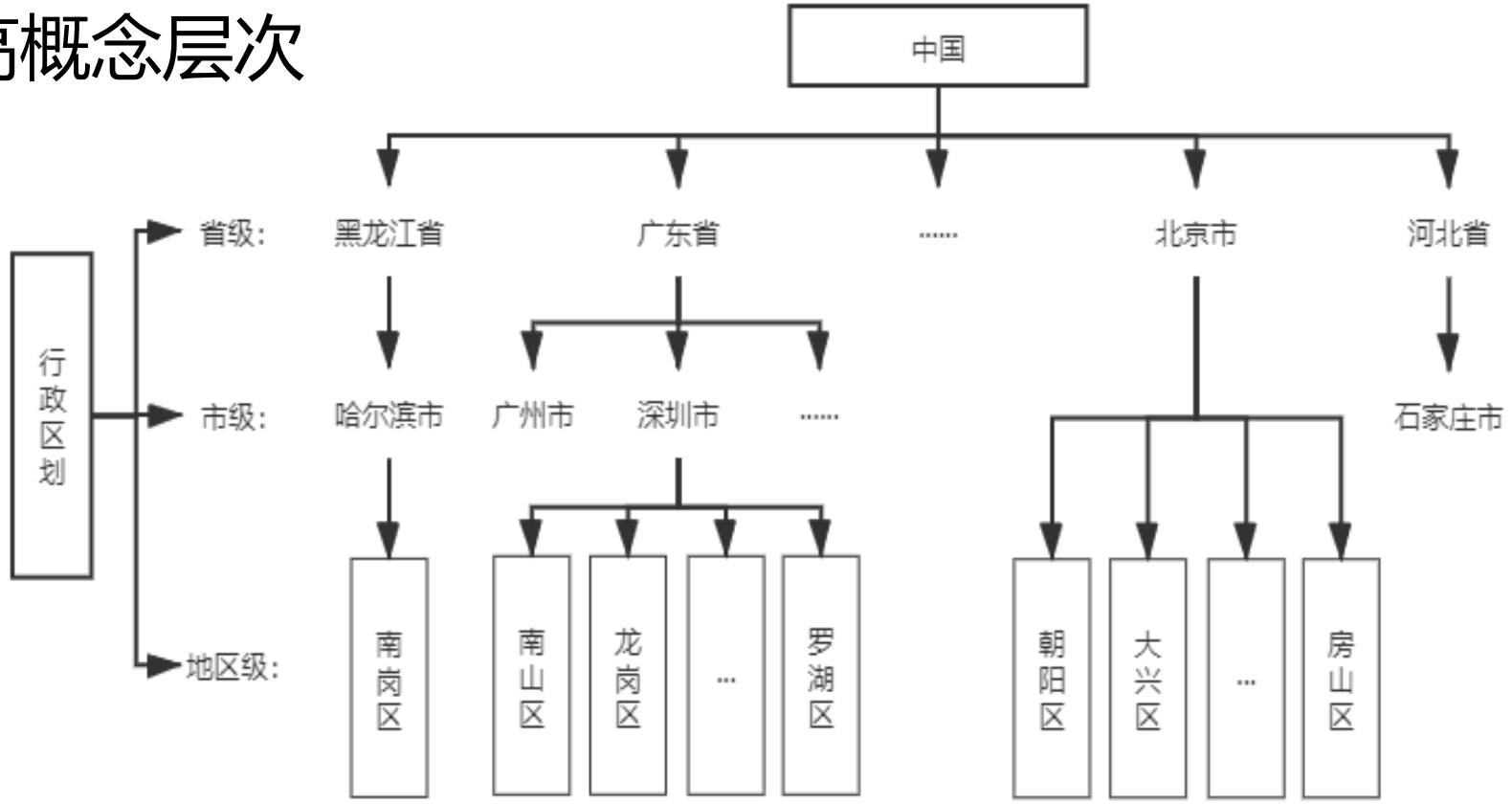
- Z-score规范化（μ：均值, σ：标准差）：$v' = \frac{v - \mu_A}{\sigma_A}$
  - 例，假设 μ = 54,000, σ = 16,000。那么73,000 美元将变换为：

$$\frac{73{,}600 - 54{,}000}{16{,}000} = 1.225$$

- 小数定标规范化：$v' = \frac{v}{10^j}$，j是使得Max(|v′ |) < 1的最小常数。

类别型属性的属性值泛化

- 类别型属性
- 属性值泛化：替换为高概念层次
- 增强取值的统计意义



……

数值属性的离散化

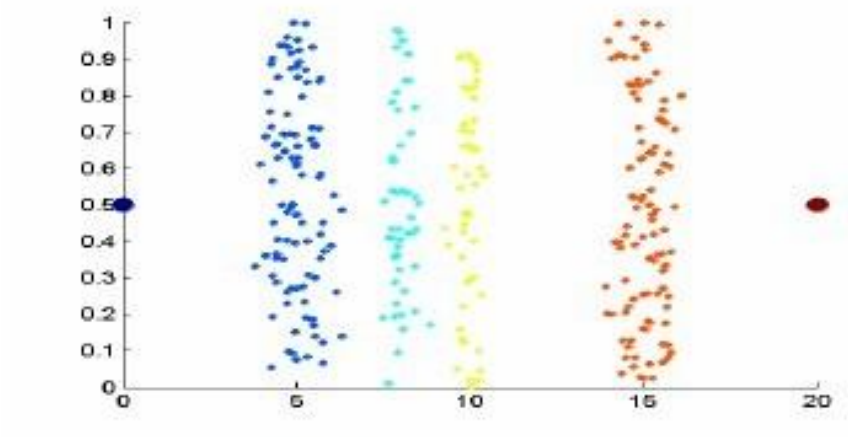
数值属性的离散化问题

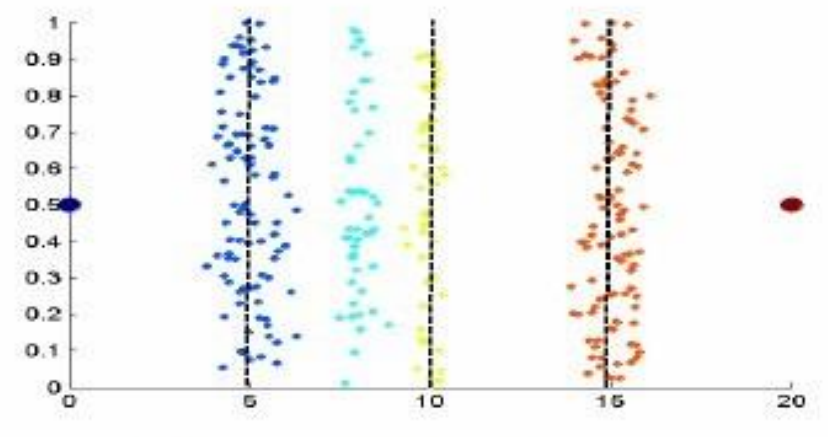
- 为什么要对数值属性进行离散化
  - 将连续的数值属性取值范围划分为间隔
  - 一些分类算法仅接受离散型（类别型）属性
  - 通过离散化减少数据大小
- 离散化的相关概念
  - 通过将属性的范围划分为区间来减少给定连续属性取值的数量
  - 然后可以使用区间标签来替换原始的数值型取值
  - 有监督与无监督
  - 拆分（自顶向下）与合并（自底向上）
  - 可以递归地对属性进行离散化

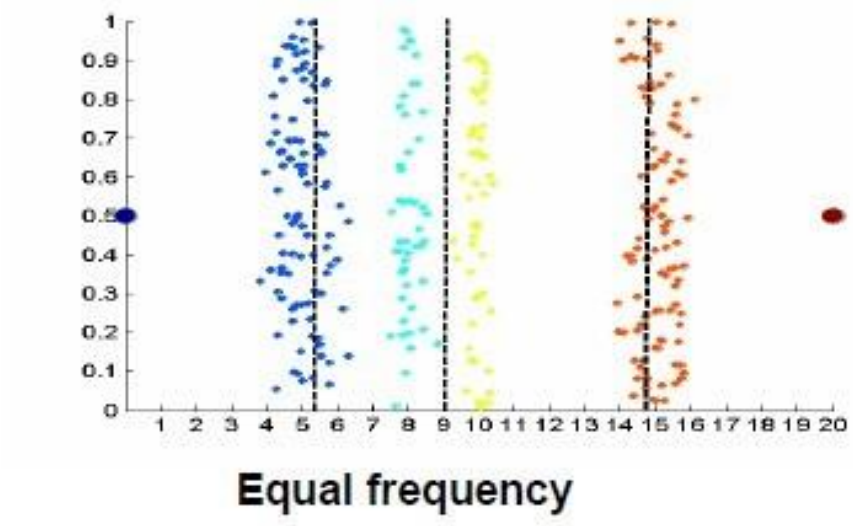
数值数据的离散化方法

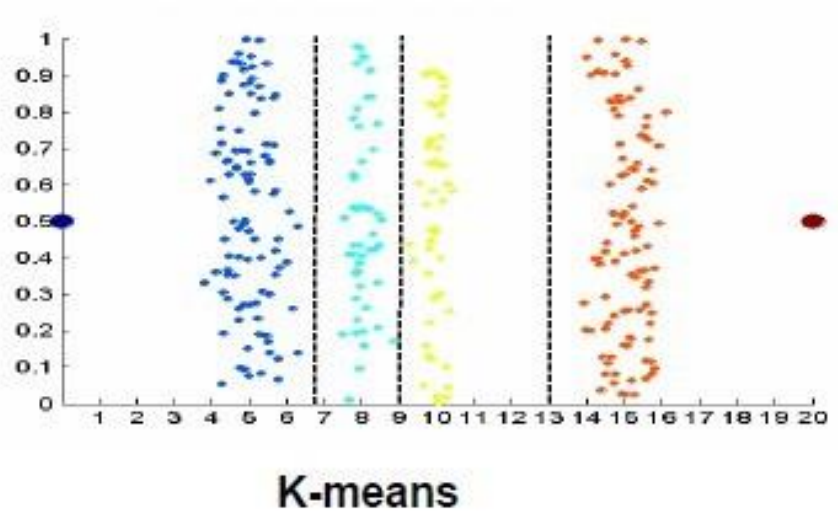
- 典型方法：所有方法都可以递归应用
  - 分箱和直方图分析
    - ✓ 自顶向下划分，无监督
  - 聚类分析
    - ✓ 自顶向下划分或自底向上合并，无监督
  - 基于熵的离散化：有监督，自顶向下划分
  - 基于χ^2分析的区间合并：有监督，自底向上合并

不使用类标签的无监督离散化









基于熵的离散化

- 给定一组样本 S，如果使用边界 T 将 S 划分为两个区间 S_1 和 S_2，则划分后的信息熵为：

$$I(S,T)=\frac{|S_1|}{|S|}Entropy(S_1)+\frac{|S_2|}{|S|}Entropy(S_2)$$

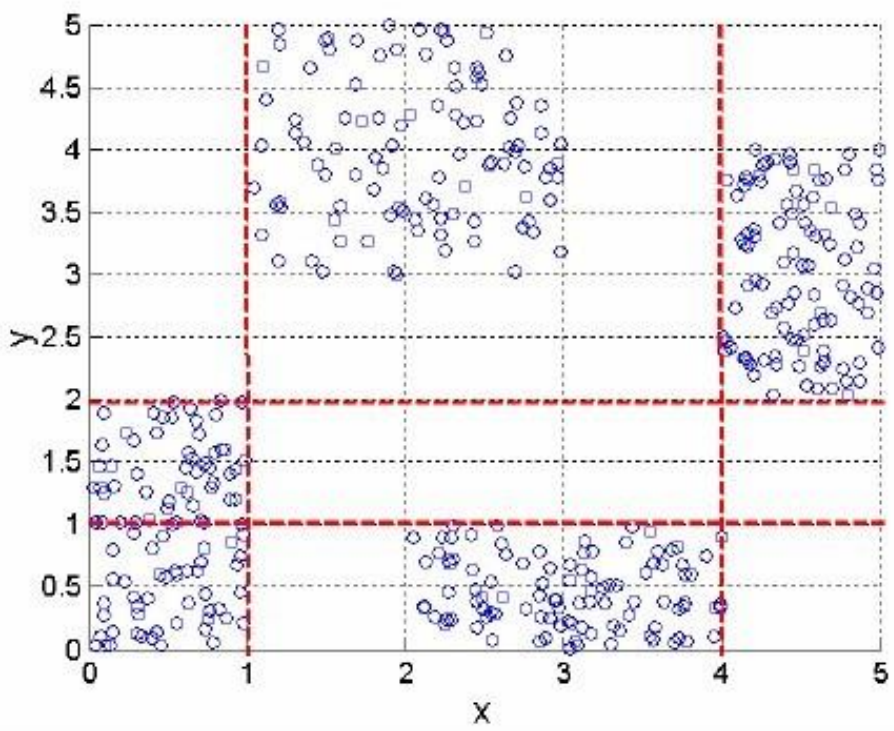
- 熵是根据集合中样本的类别分布计算的。给定m个类，p_i是S_1 中类 i 的概率

$$Entropy(S_1)=-\sum_{i=1}^{m}p_i\log_2(p_i)$$

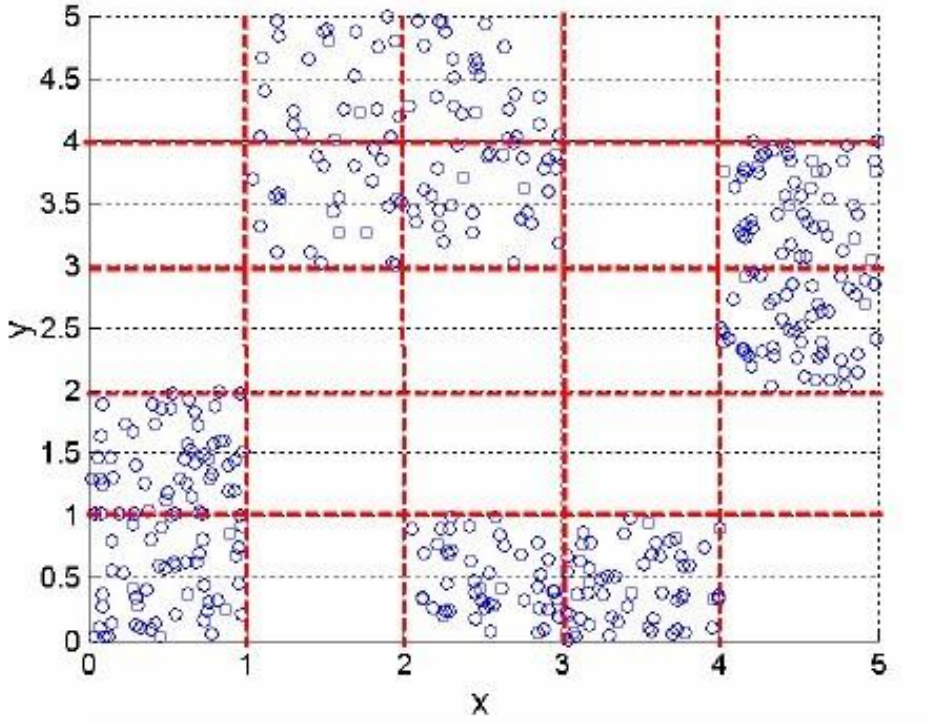
- 选择使所有可能边界上的信息熵最小化的边界作为二元离散化
- 递归地将该过程应用于获得的区间，直到满足某些停止条件
- 这样的边界可以减小数据大小并提高分类准确性

使用类标签的离散化

基于熵的方法



3 categories for both x and y



5 categories for both x and y

基于 χ^2 分析的离散化

- 基于合并（自底向上）的方法
- 合并：找到最佳的相邻区间并将它们递归的合并以形成更大的间隔
- ChiMerge [Kerber AAAI 1992, See also Liu et al. DMKD 2002]
  - 最初，数值属性 A 的每个不同值被认为是一个区间
  - 对每对相邻的区间进行 χ^2 检验
  - 具有最小 χ^2 值的相邻区间被合并在一起，因为低 χ^2 值表明它们具有相似的类分布
  - 该合并过程递归地进行，直到满足预定义的停止条件（例如显著性水平，最大间隔，最大不一致性等）。

数据归约

数据归约

- 为什么要数据归约?
  - 复杂的数据分析/挖掘在海量的数据集上运行时间很长
- 数据归约的目标:
  - 得到数据集的简化表示，但能够产生同样的（或几乎同样的）分析结果
- 数据归约的主要方法
  - 维归约（dimension reduction ）
  - 数据对象（记录）归约（data record reduction）
  - 数值归约（numerosity reduction）

维归约：属性子集选择

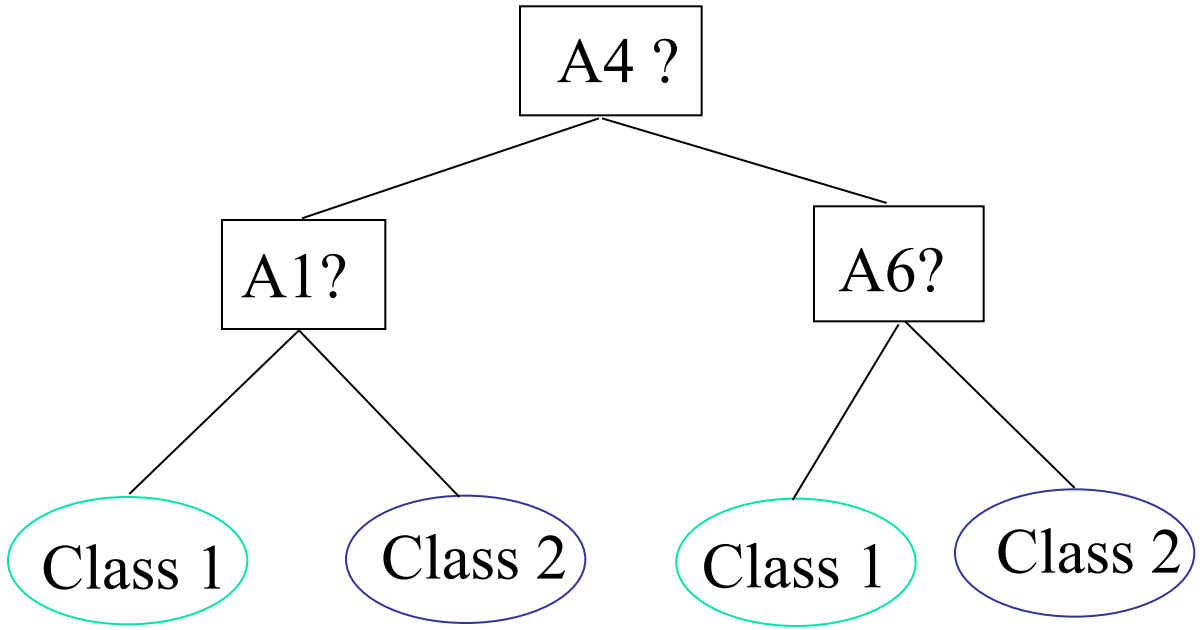
- 特征选择（即属性子集选择）：
  - 选择最小属性集，使得数据类的概率分布尽可能的接近使用所有属性得到的原始分布。
  - 基于更少属性挖掘出的"模式"更易于理解。
- 启发式方法（由于指数级的选择数量）：
  - 逐步向前选择
  - 逐步向后删除
  - 逐步向前选择和逐步向后删除的组合
  - 评价属性好坏的启发式指标：
    - ✓ 有监督：X^2（数值型用相关系数）、信息熵、互信息等
    - ✓ 无监督：方差、文本数据中的TF、IDF等

维归约：属性子集选择

- 基于挖掘结果的方法：
  - 例如基于决策树归纳的特征选择
  - 基于正则化线性回归的特征选择方法
  - 后续章节将讲解

决策树归纳的例子：

初始属性集：
{A1, A2, A3, A4, A5, A6}

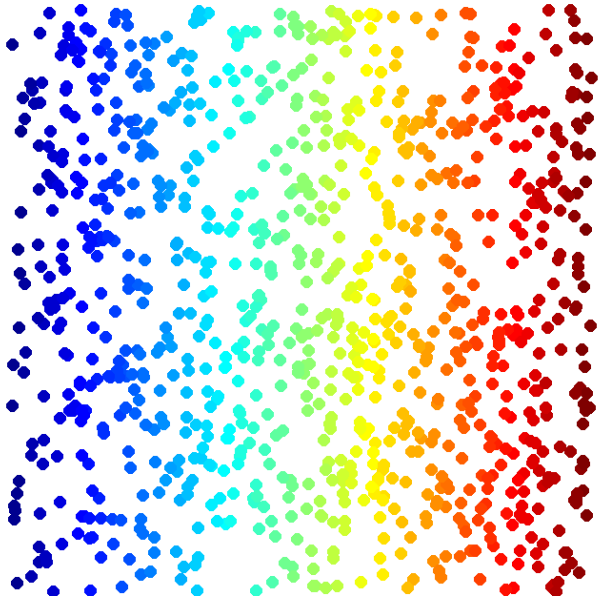


归约后的属性集：{A1, A4, A6}

维归约：子空间投影

- 典型方法：
  - 思想：embedding
  - 主元分析PCA类方法
  - Autoencoder
  - Word-2-vector
  - 其它表示学习方法

看起来，3-D



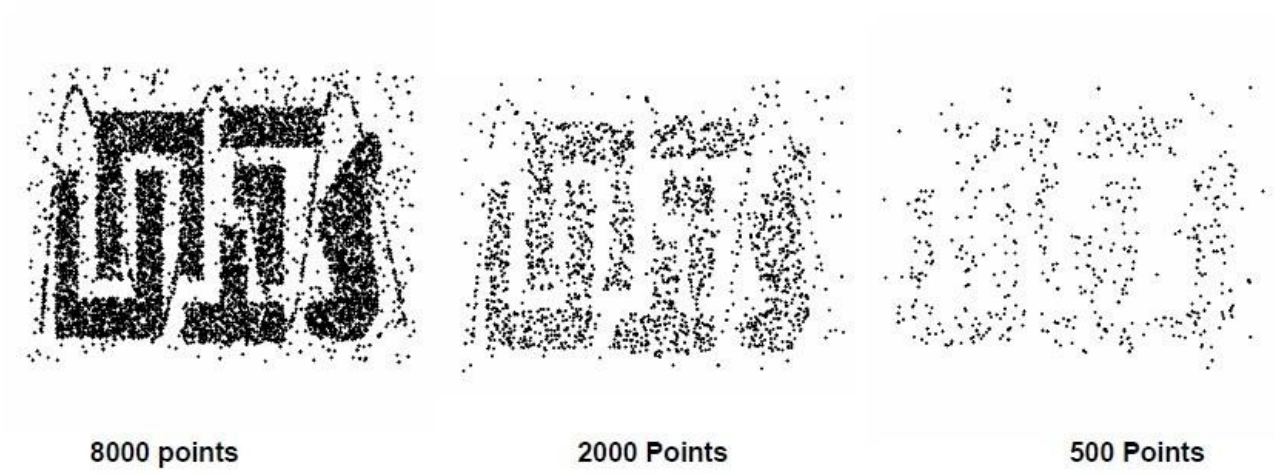
实际，2-D

数据对象归约方法：抽样

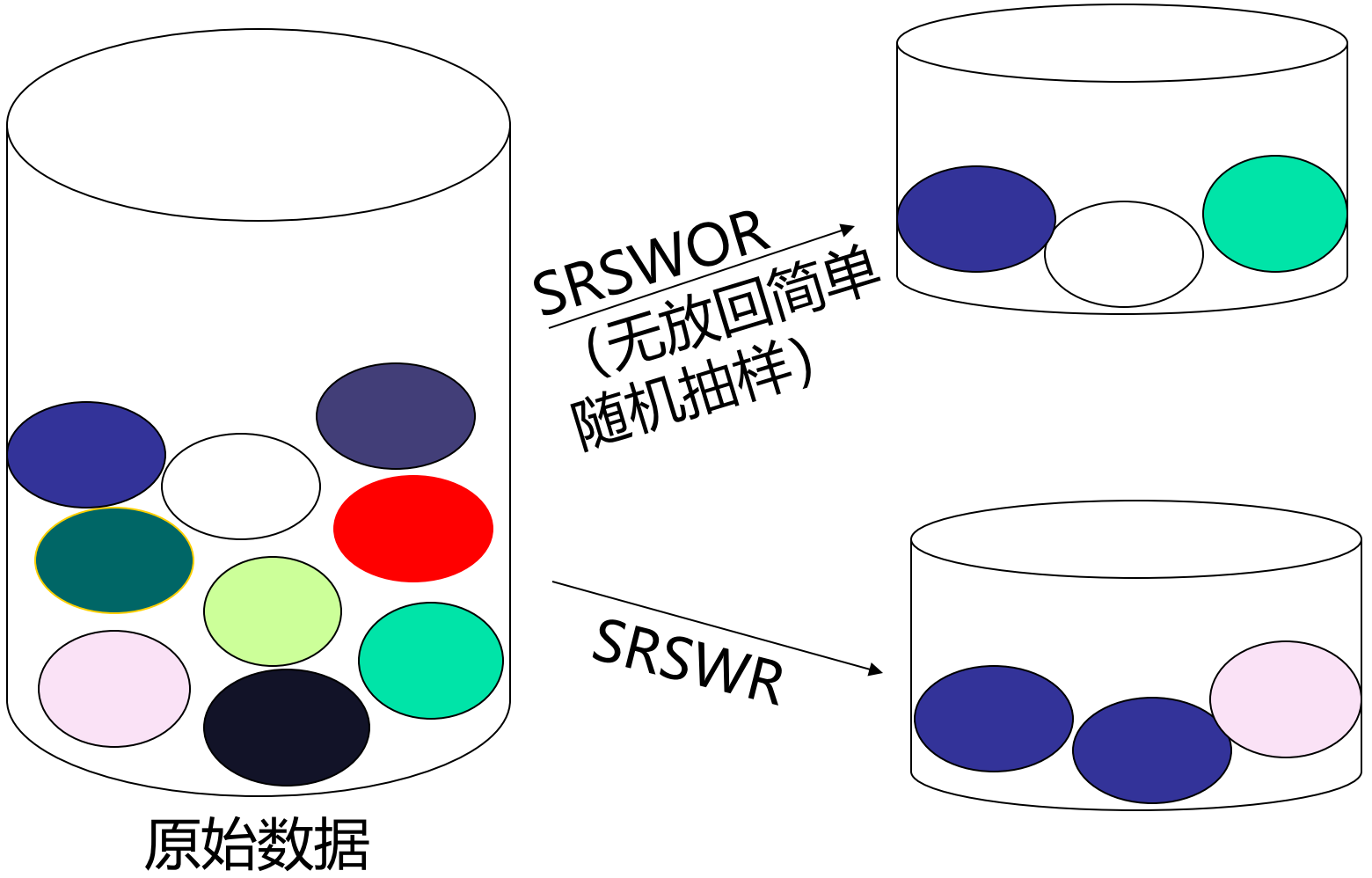
- 抽样：用一个更小的数据对象集合 S 来表示整个数据集 N
- 抽样的复杂度可能亚线性于数据的大小
- 选择数据的代表性子集
  - 当数据的类别分布不平衡时，简单的随机采样可能具有非常差的性能

抽样方法

- 无放回简单随机抽样
  - 每次抽取一个样本，不放回
- 有放回简单随机抽样
  - 一个元组被抽取后，又被放回原处
  - 同一个元组可以被再次抽取
- 分层抽样（stratified sampling）
  - 将数据划分为多个互不相交的分区
  - 然后从每个分区中随机抽取样本

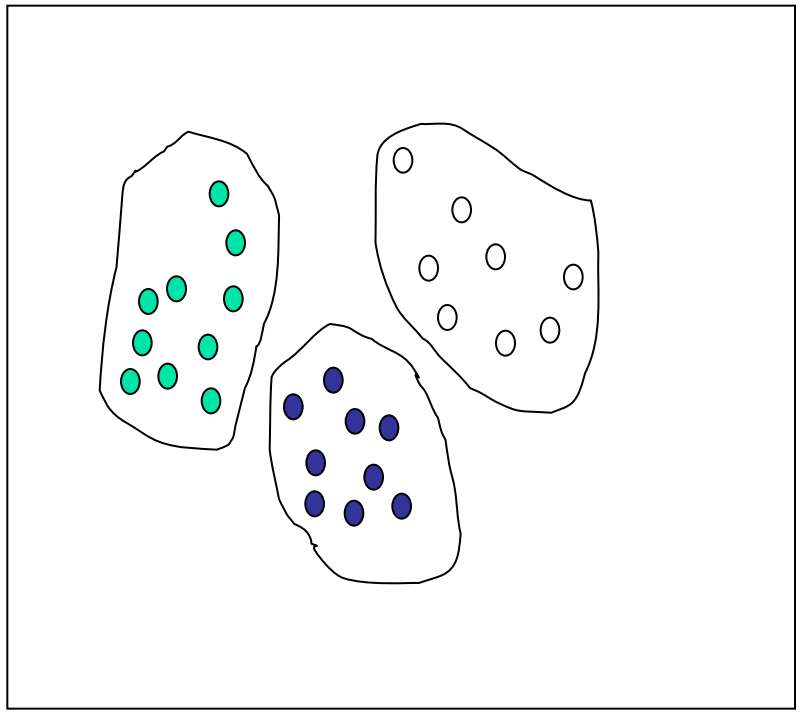


抽样：有放回和无放回

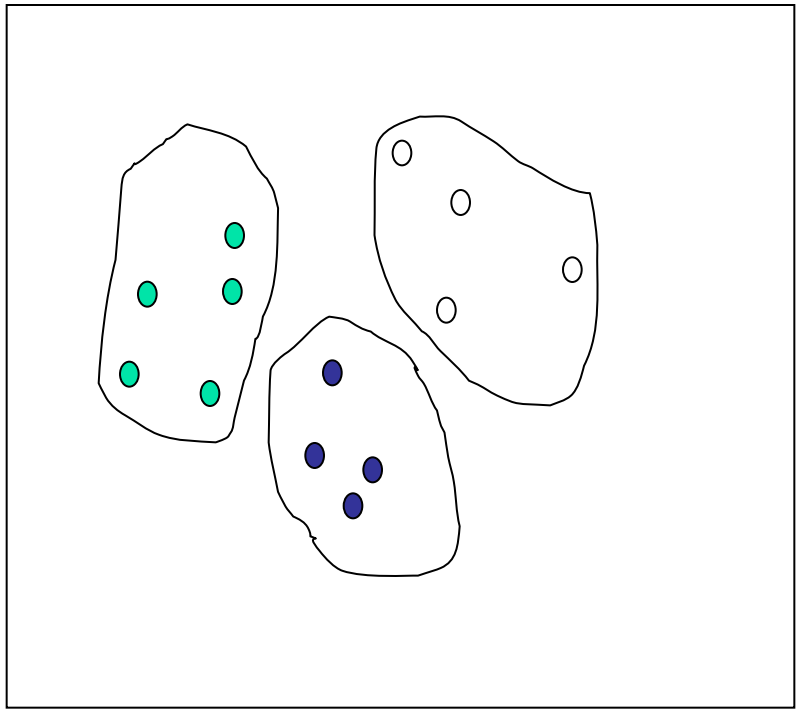


抽样：簇抽样或分层抽样

原始数据



簇抽样/分层抽样



数值归约

- 用较小的取值集合（定义域）替换原数据
- 非参数方法
  - 不假设模型
  - 主要方法：直方图，聚类，抽样
- 参数方法：
  - 使用模型拟合数据：只需要存放模型参数，而不是实际数据
  - 例如：基于线性模型的数值规约

致谢

- 一小部分图表、文字参考教材、互联网等资料，仅供公益性的学习参考，在此表示感谢！如有版权要求请联系：yym@hit.edu.cn，谢谢！