

近似查询处理

Approximate Query Processing

概要

- 近似查询处理简介
- 抽样
 - 调查抽样
 - 数据库抽样
 - 数据流抽样
 - 抽样之外
- 总结

概要

- 近似查询处理简介
- 抽样
 - 调查抽样
 - 数据库抽样
 - 数据流抽样
 - 抽样之外
- 总结

背景

- 数据量的增加速度 \gg 摩尔定律
- 如何快速查询海量数据？



#1: 投入更多计算资源

- MPP, 内存计算

#2: 避免处理无关数据

- 列存储, 索引

#3: 充分利用计算资源

- 多核, SIMD, 查询编译, 向量化

#4: 优化查询执行方式

背景

- 数据量的增加速度 \gg 摩尔定律
- 如何快速查询海量数据？

#1: 投入更多计算资源

- MPP, 内存计算

← 没钱 😞

#2: 避免处理无关数据

- 列存储, 索引

← 剩余数据依然海量 😞

#3: 充分利用计算资源

- 多核, SIMD, 查询编译, 向量化

#4: 优化查询执行方式

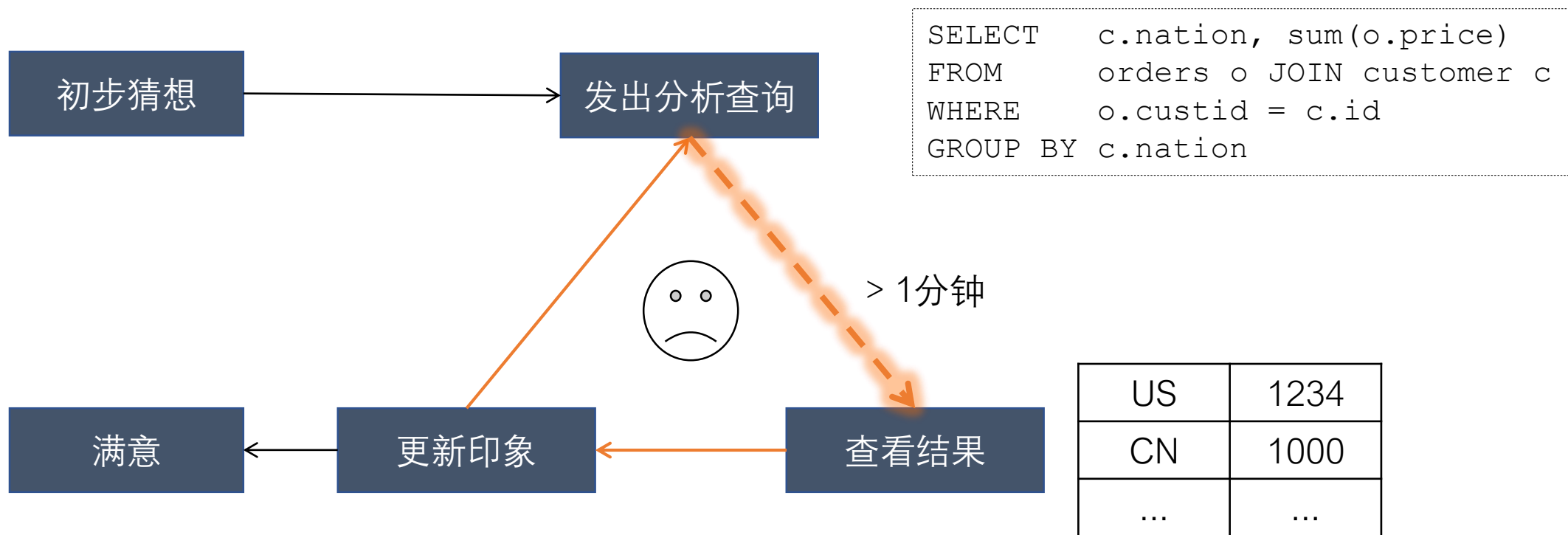
The Poor Man's Choice™

近似查询处理

牺牲准确度

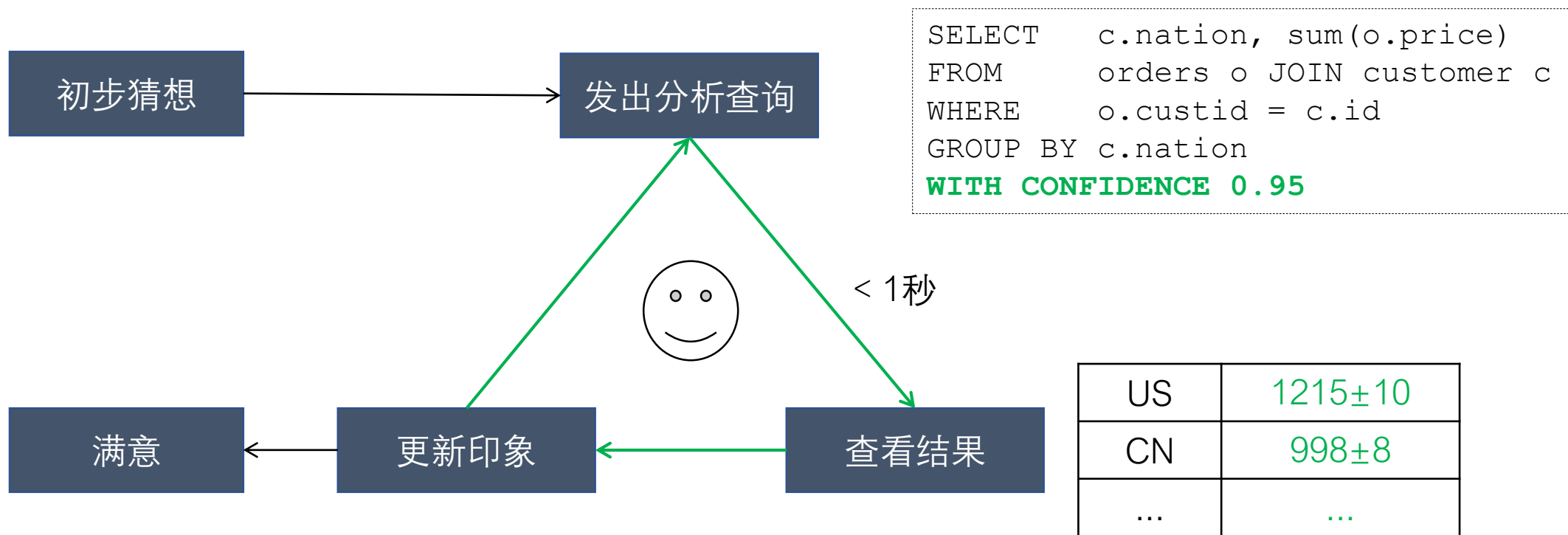
近似查询处理

- 适用于可牺牲准确度的场景
 - 交互式分析，数据可视化，测试



近似查询处理

- 适用于可牺牲准确度的场景
 - 交互式分析，数据可视化，测试



基本原理

- 通过数据概要减少需处理的数据量
- 常见的数据概要方法
 - 抽样 → 有代表性的数据子集（样本）
 - Sketching → 数据的高度紧凑表示
 - 直方图
 - 预聚合树
- 其它
 - SVD, Wavelet, 聚类, 数学模型

相关研究领域

- 查询优化
 - 选择度估计、JOIN结果大小估计等
 - 与COUNT () 查询等价
- 流数据处理
 - Sketching算法
- 调查抽样
 - 抽样理论， 抽样方法设计

学术界研究

1997

- **Online Aggregation.** JM Hellerstein, PJ Haas, HJ Wang. SIGMOD

1999

- The AQUA Approximate Query Answering System. S Acharya, PB Gibbons, et al. SIGMOD
- Ripple Joins for Online Aggregation. PJ Haas, JM Hellerstein. SIGMOD

2001

- Approximate Query Processing: Taming the TeraBytes. MN Garofalakis, PB Gibbons. VLDB Tutorial

2013

- **BlinkDB: Queries with Bounded Errors and Bounded Response Times on Very Large Data.** S Agarwal, et al. EUROSYS

2016

- Sample+Seek: Approximating Aggregates with Distribution Precision Guarantee. B Ding, et al. SIGMOD
- Quickr: Lazily Approximating Complex AdHoc Queries in BigData Clusters. S Kandula, et al. SIGMOD
- Wander Join: Online Aggregation via Random Walks. F Li, B Wu, K Yi, et al. SIGMOD

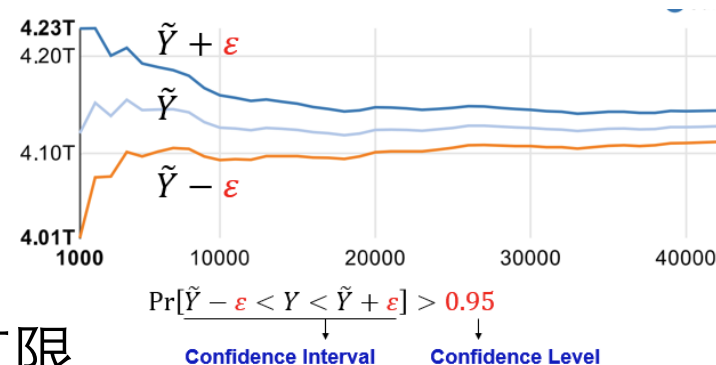
2017

- Approximate Query Processing: No Silver Bullet. S Chaudhuri, B Ding, S Kandula. SIGMOD Keynote

工业界应用

- 缺乏商用的近似查询处理系统

- 通常需要修改数据库内部实现
- 缺乏接口规范，与BI系统不兼容，用户接受度有限
 - 指定误差目标？返回误差范围？渐进式返回结果？误差解读？
- 难以处理复杂查询和“大海捞针”型查询



- 抽样、Sketching等方法已得到广泛应用

- 对开销较大的查询提供近似结果（BigQuery、Oracle等）
 - COUNT (DISTINCT)、PERCENTILE、QUANTILES、TOP
- TABLESAMPLE语句（DB2、SQL Server、PostgreSQL等）

概要

- 近似查询处理简介
- 抽样
 - 调查抽样
 - 数据库抽样
 - 数据流抽样
 - 抽样之外
- 总结

调查抽样

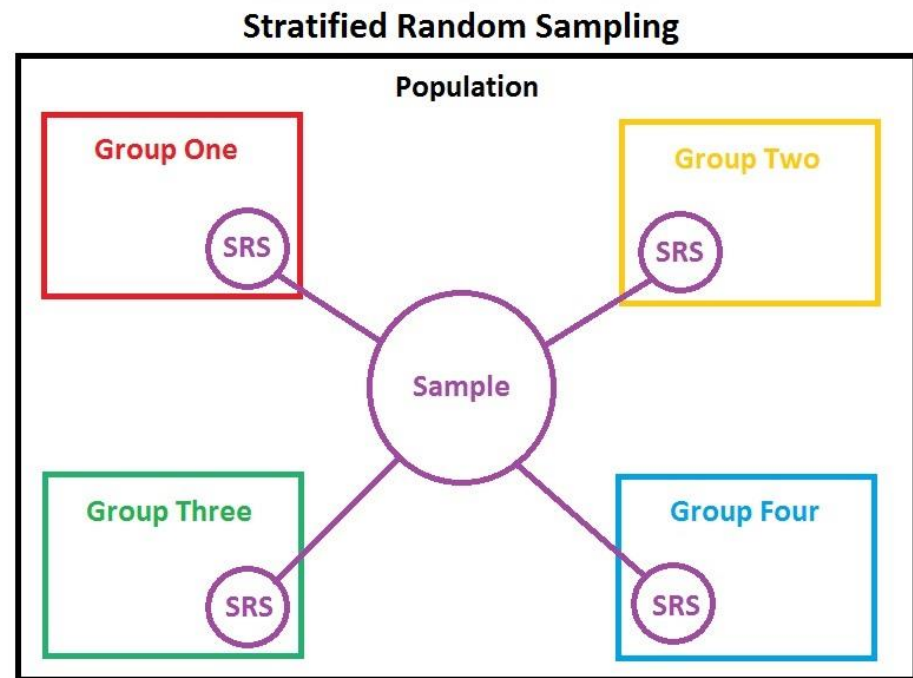
- 从个体数量有限的总体中选取样本
- 使用样本估计总体的特征
 - 总和，均值，比例
- 通常获取样本的代价较高 → 样本较小
 - 走访，测量
- 领域知识/先验信息/辅助数据
 - 前一年的统计数据

简单随机抽样 (SRS)

- 从包含 n 个元素的总体中选取大小为 k 的样本
 - 每次选取一个元素
 - 每个元素被等概率、无放回地选取
- 均匀性: 以相等概率产出 $\binom{n}{k}$ 份样本中的任一份
- 对总体总和的无偏估计量: 样本总和 \times 缩放比例
 - 无偏: $\binom{n}{k}$ 份样本的估计结果的均值 = 真实值
- 估计量的方差: $\binom{n}{k}$ 份样本的估计结果的均方误差
 - 方差越小 \rightarrow 估计越精确

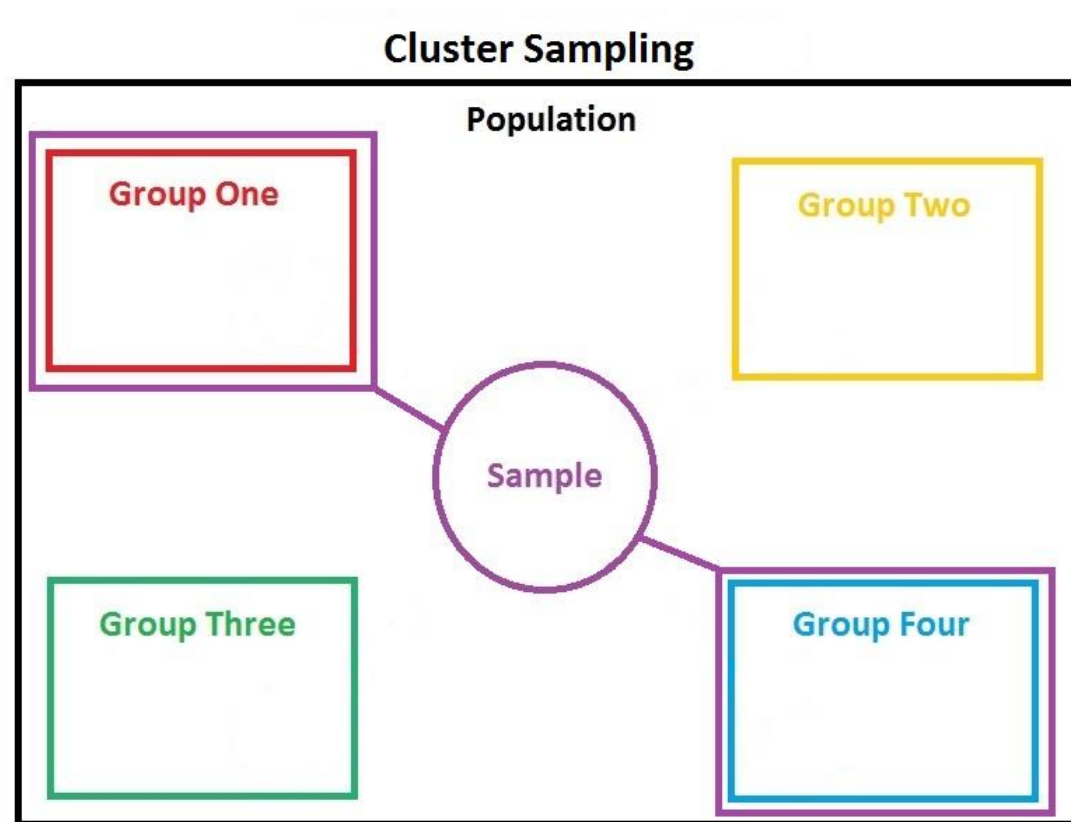
分层抽样 (Stratified Sampling)

- 将总体划分为多个组
 - 将同质的元素归入同一组中
- 独立地在各组内执行抽样和估计
- 整体估计量 = 组内估计量的加权和
- 整体方差 = 组内方差的加权和
 - 降低组内方差 → 降低整体方差



整群抽样 (Cluster Sampling)

- 将总体划分为多个组
 - 组内异质、组间同质
- 以组为单元进行抽样
 - 某组被选中 → 将该组内的所有元素加入样本
- 优点: 抽样效率高
- 缺点: 方差可能较大
- 多级抽样: 对组内元素再次抽样

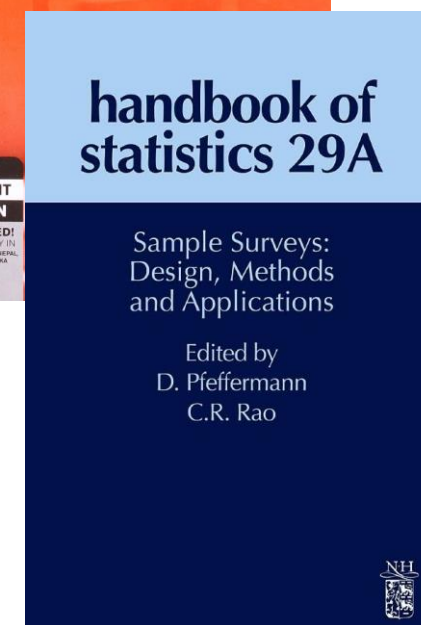
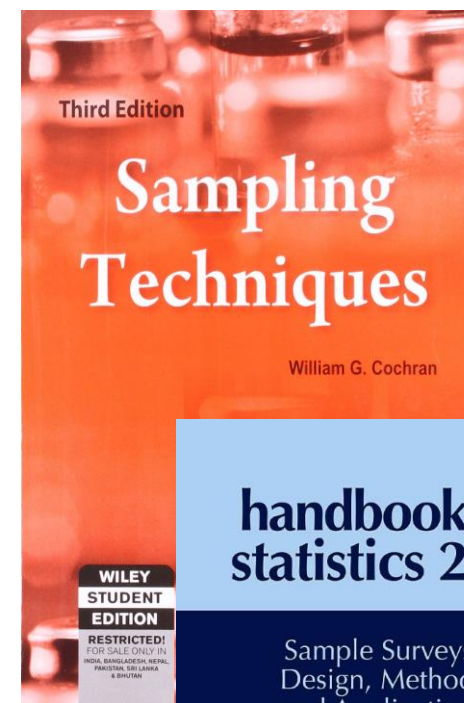


非等概率抽样

- 为各元素设置不同的选中概率
 - 选中概率与目标度量近似等比/强正相关时方差较小
- 例: 以公司为单元进行抽样, 估计某城市的开放工作岗位
 - 小公司的数量 \gg 大公司的数量
 - SRS: 大公司被选中的概率很低
 - 大公司的开放岗位更多 \rightarrow 被选中的概率应该更高
 - 可设置抽样率等比于公司人数

调查抽样: 总结

- 提供了成熟的抽样方法设计和理论分析
- 分层/整群/非等概率抽样等思想被广泛应用
- 部分抽样方法难以应用到数据库/数据流抽样中
 - 算法难以有效实现
 - 不能一趟式地完成
 - 计算复杂度高



概要

- 近似查询处理简介
- 抽样
 - 调查抽样
 - 数据库抽样
 - 数据流抽样
 - 抽样之外
- 总结

数据库抽样

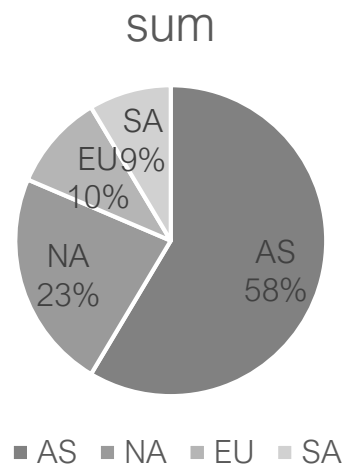
- 伯努利抽样: 为每一条记录掷硬币
 - 易于实现: `SELECT * FROM t WHERE random() < 0.01`
 - 缺点: 产生的样本大小不确定
- 块级抽样: 为每一个数据块掷硬币
 - ANSI SQL定义的抽样方法
 - 类似于整群抽样



数据库抽样 - GROUP BY

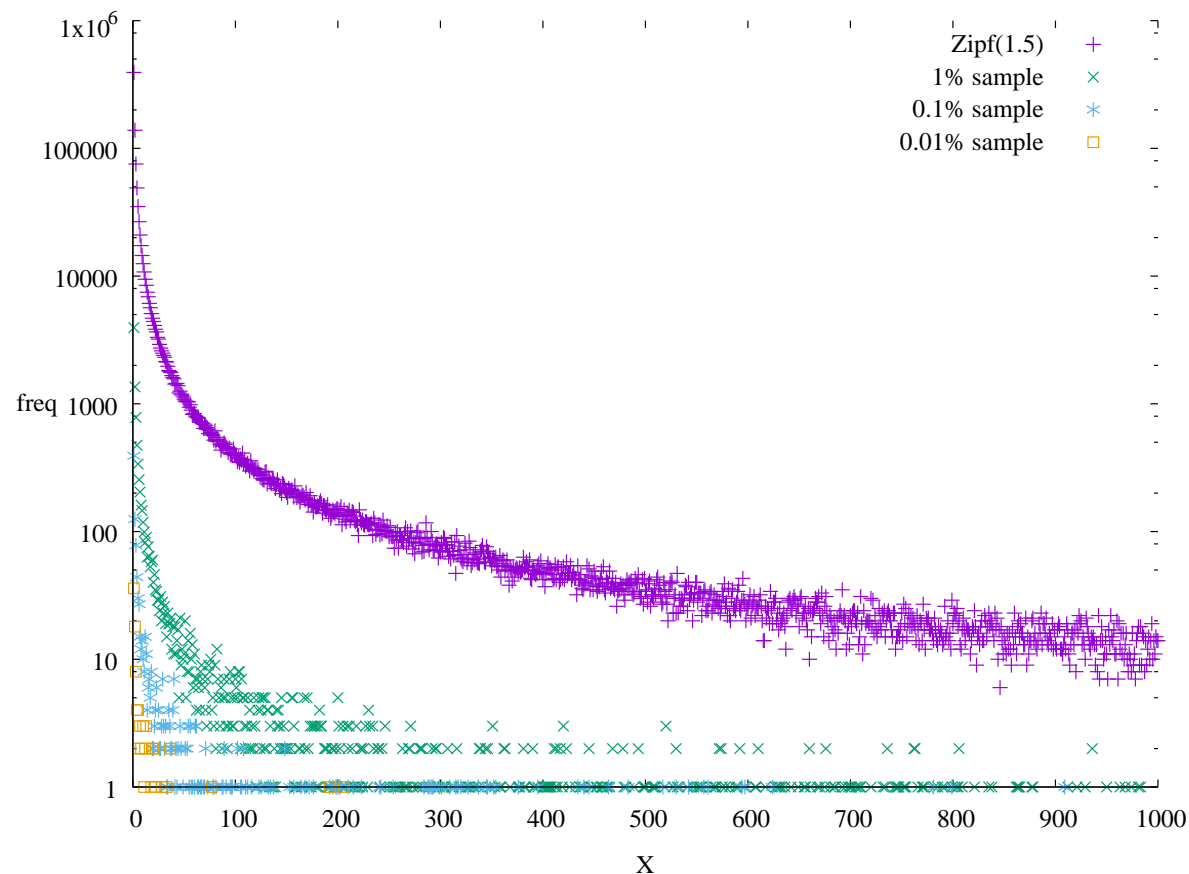
- 问题: GROUP BY查询中各组记录数量存在偏斜
 - 小组难以被样本覆盖到
- 解决方法: 分层抽样
 - 按GROUP BY属性是否相同进行分组
 - 提高小组的抽样率
 - 或者将小组内的记录全部纳入样本
 - 例: 统计各大洲的销售额
 - 非洲市场较小, 只有少量订单记录
 - 分层抽样: 对各洲分别抽样

```
SELECT    region, SUM(price)  
FROM      orders  
GROUP BY region
```



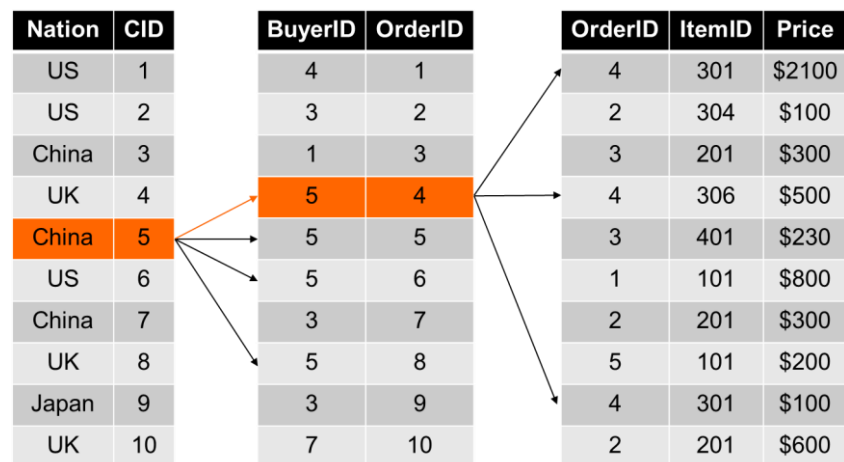
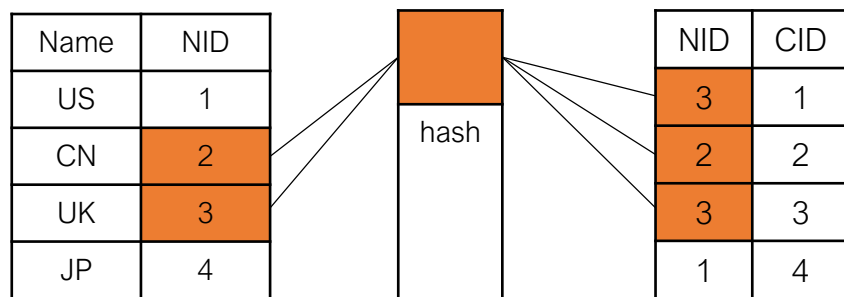
数据库抽样 - 偏斜数据

- 少量异常值位于分布尾部
 - 异常值对估计结果有显著影响
 - 抽样率较低时难以选中异常值
- 解决方法
 - #1: 单独处理异常值
 - outlier index
 - #2: 非等概率抽样
 - 提高异常值的选中概率
 - 可视为随机化的outlier index



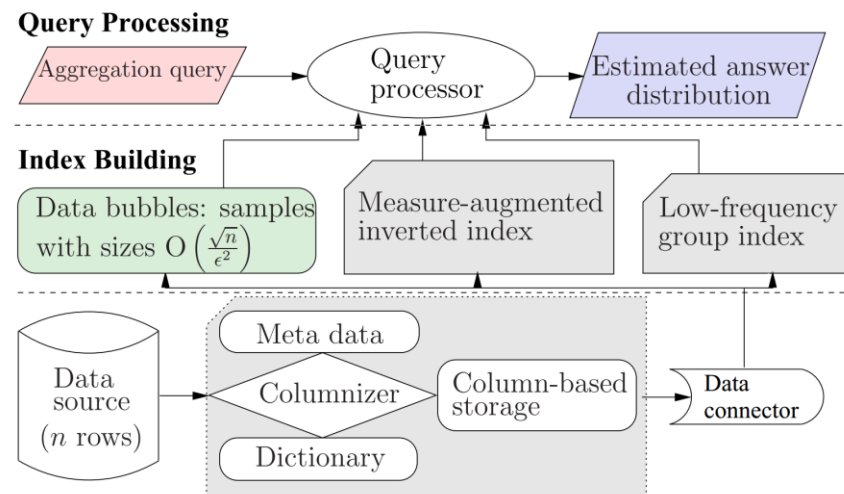
数据库抽样 - JOIN

- #1: 分别对两基础表独立抽样, 将样本JOIN
 - 缺点: 基础表需设置足够高的抽样率 ($0.1 \times 0.1 = 0.01$)
- #2: 仅对事实表抽样
- #3: 关联抽样
 - 基于hash: 对JOIN属性值抽样
 - 将具有选中JOIN属性值的记录纳入样本
 - 外键JOIN时: 类似于整群抽样
 - 基于索引: 类似于多级抽样
 - 选取R表的一条记录
 - 对能与其JOIN的S表记录抽样



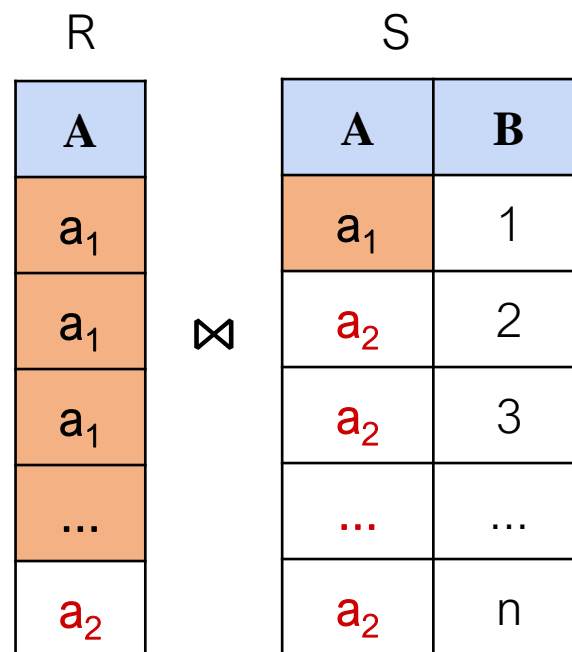
例: Sample+Seek

- 预处理+在线抽样
 - 构建索引用于在线抽样
 - 异常值索引
 - 小组索引
 - 均匀随机抽样: 回答COUNT查询
 - 非等概率抽样: 回答SUM查询



数据库抽样: 总结

- 适用于为简单的SPJG查询提供近似结果
 - select-project-join-groupby
 - 难以处理复杂查询, 如嵌套子查询
 - 仅支持sum, count, avg, 不支持UDF
- 针对Join抽样仍然是一个待解决的问题
 - 多表join, 多对多join, self-join
 - 高度偏斜的join



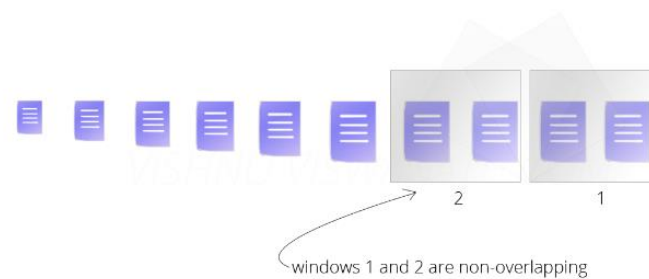
概要

- 近似查询处理简介
- 抽样
 - 调查抽样
 - 数据库抽样
 - 数据流抽样
 - 抽样之外
- 总结

数据流抽样

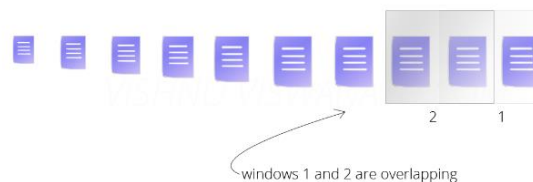
- 固定窗口

- 例: 0:00-1:00
- 特例: 整个数据流
- 可直接应用数据库抽样方法
 - 一趟式算法



- 滑动窗口

- 基于时间: 最近1小时
- 基于序列: 最近20条数据
- 抽样比固定窗口更加困难
 - 需剔除过期元素
 - 权衡: 内存占用 \leftrightarrow 相邻窗口样本的相关性



数据流抽样 - 固定窗口

- 伯努利抽样

- 优化: 使用几何分布直接生成随机的跳跃长度
 - 几何分布: 连续扔硬币直至出现正面的次数
 - 无需再对每条新数据掷硬币

- 水塘抽样

- 获取固定大小的SRS样本
- 性质: 提供已观察到的数据流的均匀随机样本
- 经典算法
 - 将前 k 个元素全部纳入样本
 - 对于第 j 个元素($j > k$), 以 k/j 的概率用其替换掉样本中的一个元素
- 优化: 直接生成跳跃长度 (长度分布较为复杂)

水塘抽样 - Order Sampling

- Order Sampling
 - 为每个元素附加一个随机数标签 t_i
 - 使用优先队列维护 k 个具有最小标签的元素
- 均匀版本: $t_i = [0, 1]$ 内的均匀随机数
- 加权版本: $t_i = -u_i^{1/w_i}$, 其中 $u_i = (0, 1)$ 内的均匀随机数
 - w_i 为第 i 个元素的权重
 - SRS的加权版: WRS
 - 性质: 第 i 个元素被选中的概率为 w_i/W_j
 - W_j 表示第 j 次选取时剩余元素的权重和

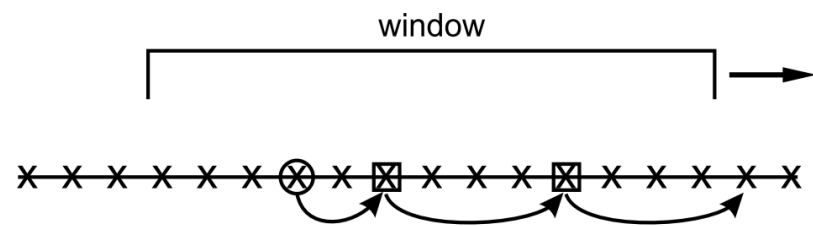
Priority Sampling

- 任意子集求和问题: 通过样本估计总体任意子集的和
 - `SELECT sum(measure) FROM t WHERE tag = '...'`
- 抽样算法
 - 为每个元素 i 附加一个优先级 $q_i = w_i/u_i$
 - $u_i = (0, 1]$ 内的均匀随机数
 - 使用优先队列维护 $k + 1$ 个优先级最高的元组 (w_i, q_i)
- 估计任意子集 I 的和 $W_I = \sum_{i \in I} w_i$
 - 令样本 S 包含优先队列中的前 k 个元素, 令 z^* 为第 $k + 1$ 高的优先级

$$\hat{W}_I = \sum_{i \in I \cap S} \hat{w}_i, \text{ 其中 } \hat{w}_i = \begin{cases} \max\{w_i, z^*\}, & i \in S \\ 0, & i \notin S \end{cases}$$

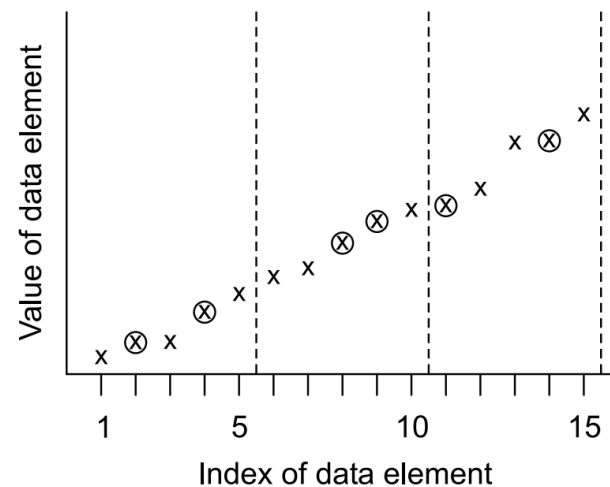
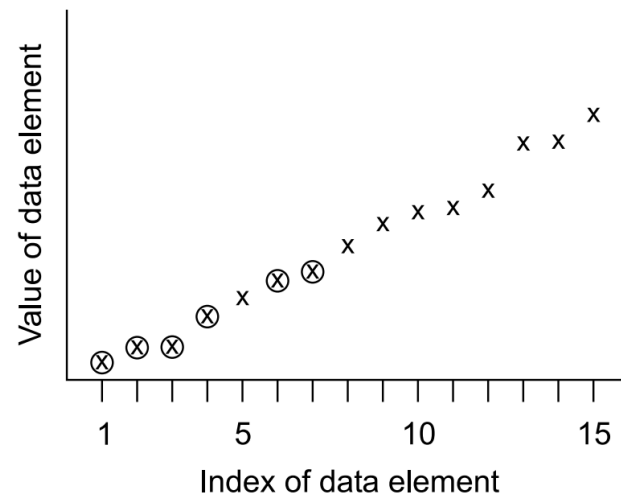
数据流抽样 - 滑动窗口

- #1: 从当前窗口完全重新抽样
 - 缺点: 需缓存当前窗口的所有元素
- #2: 消极算法: 使用新元素替换样本中的旧元素
 - 当新元素插入与旧元素过期同时发生时
 - 缺点: 相邻窗口的样本之间有极高的相关性
- #3: 维护一个更大的样本进行二次抽样
- #4: Chain Sampling
 - 维护 k 个大小为 1 的水塘抽样器
 - 为样本中的元素链式地选取接班人



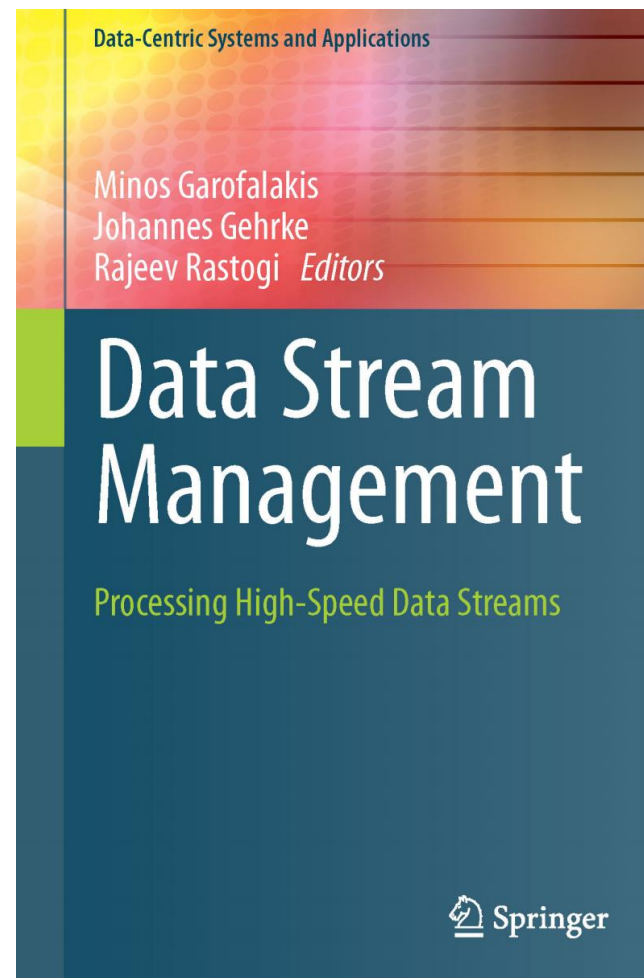
数据流抽样 - 分层抽样

- 将窗口按(等宽)区间分组
- 在各区间内独立抽样
 - 为每个区间维护一个水塘抽样器
- 优点
 - 使样本更加均匀地覆盖整个窗口
 - 相邻元素类似时可降低方差
 - 适用于固定窗口和滑动窗口



数据流抽样: 总结

- 比数据库抽样更加复杂
 - 算法更加精巧
- 近似查询处理的应用可能性更高
 - 数据流的数据量: 无限大?
- 方法的互通
 - 数据流抽样算法可用于单表抽样
 - 倾斜数据



概要

- 近似查询处理简介
- 抽样
 - 调查抽样
 - 数据库抽样
 - 数据流抽样
 - 抽样之外
- 总结

抽样之外

- Sketching
 - Bloom Filter: 集合归属关系
 - 元素 X 在不在集合 S 中？
 - 不在: 绝对不在; 在: 需二次确认
 - Count-Min Sketch: 频次计数
 - Heavy Hitter, Top-K
 - HyperLogLog: 不同值计数
 - COUNT(DISTINCT)
 - ...
- 可做一次单独的综述

概要

- 近似查询处理简介
- 抽样
 - 调查抽样
 - 数据库抽样
 - 数据流抽样
 - 抽样之外
- 总结

总结

- 当前的热门研究领域
- 工业界应用有限
- 待解决的问题仍然很多
 - 复杂查询: 自动抽样 or 手动抽样
 - 自动抽样: 查询优化器自动插入抽样操作符
 - 手动抽样: 为用户提供抽样原语
 - 人机交互
 - 近似 or 不近似
 - 如何指定误差目标和呈现误差范围

可能研究方向

- 在抽样中考虑更多数据特征
 - 数据分类: 异常/正常
- 处理复杂查询
 - 多表连接
 - 多个聚合操作: `select count(*), sum(price), sum(price-discount) from ...`
 - 抽样操作符与查询优化
- 利用查询特征进行样本选择
 - robust optimization

总结

- 当前的热门研究领域
- 工业界应用有限
- 待解决的问题仍然很多
 - 复杂查询: 自动抽样 or 手动抽样
 - 自动抽样: 查询优化器自动插入抽样操作符
 - 手动抽样: 为用户提供抽样原语
 - 人机交互
 - 近似 or 不近似
 - 如何指定误差目标和呈现误差范围
 - 样本选择: 查询特征和数据特征