



# 大数据与商务智能

## 第7讲 时空数据挖掘

肖升生 博士  
[xiao.shengsheng@shufe.edu.cn](mailto:xiao.shengsheng@shufe.edu.cn)

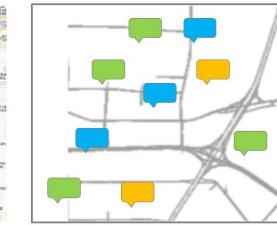


# 课程导入：时空数据不断累积

## ■ 人类活动产生的时空数据

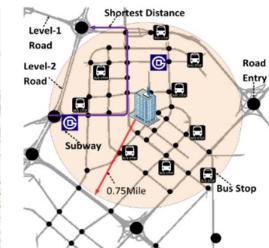
- Active recording

- Travel logs
- Sport analysis
- Check-ins
- ...



- Passive recording

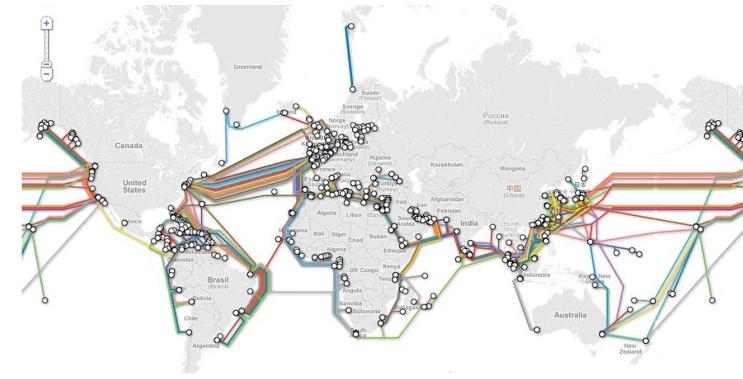
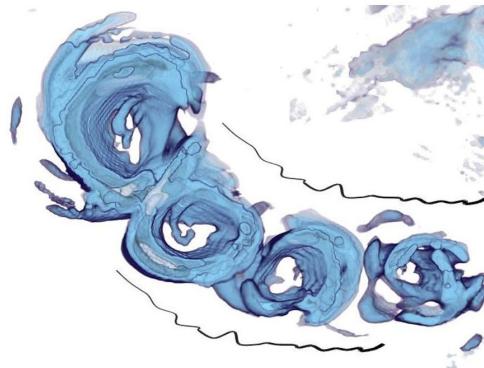
- Credit card transactions
- Public transit records
- Mobile phone signal, Wi-Fi...
- ....



# 课程导入：时空数据不断累积

## ■ 非人类活动产生的时空数据

- Mobility of transportation vehicles
  - Taxis, buses, trucks,...
  - Air planes, ferries, cruise,...
- Mobility of Animals
  - Migration: Birds, zebra, tiger
- Mobility of natural phenomena
  - Hurricane, tornado,...





# 讲授提纲

---

- 01 应用场景及挑战**
- 02 时空数据管理**
- 03 时空数据可视化**
- 04 时空数据挖掘算法**
- 05 商业案例分析**



# 讲授提纲

---

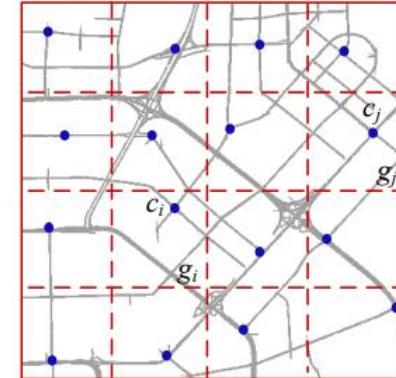
- 01 应用场景及挑战**
- 02 时空数据管理**
- 03 时空数据可视化**
- 04 时空数据挖掘算法**
- 05 商务案例-餐饮业时空数据挖掘**



# 应用场景：基于位置的服务

## ■ 地图和导航

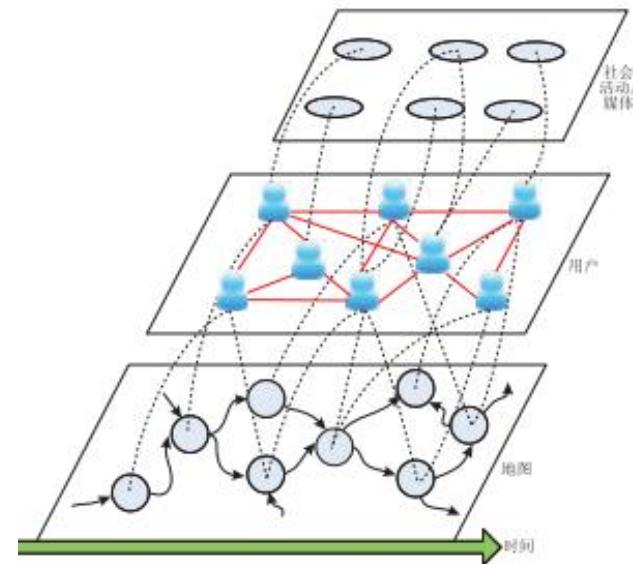
- 智能交通
  - 拼车、路径选择
  - 公共交通需求预测（共享单车等）



## ■ 基于位置的社交网络 (LBSN)

- POI推荐、社区推荐、朋友推荐、旅行线路推荐等

## ■ 基于位置的广告 (LBA)



[1] S. Ma, Y. Zheng and O. Wolfson, "T-share: A large-scale dynamic taxi ridesharing service," ICDE, 2013

[2] 刘树栋、孟祥武, 基于位置的社会化网络推荐系统[J], 计算机学报, 2015: 38 (2)



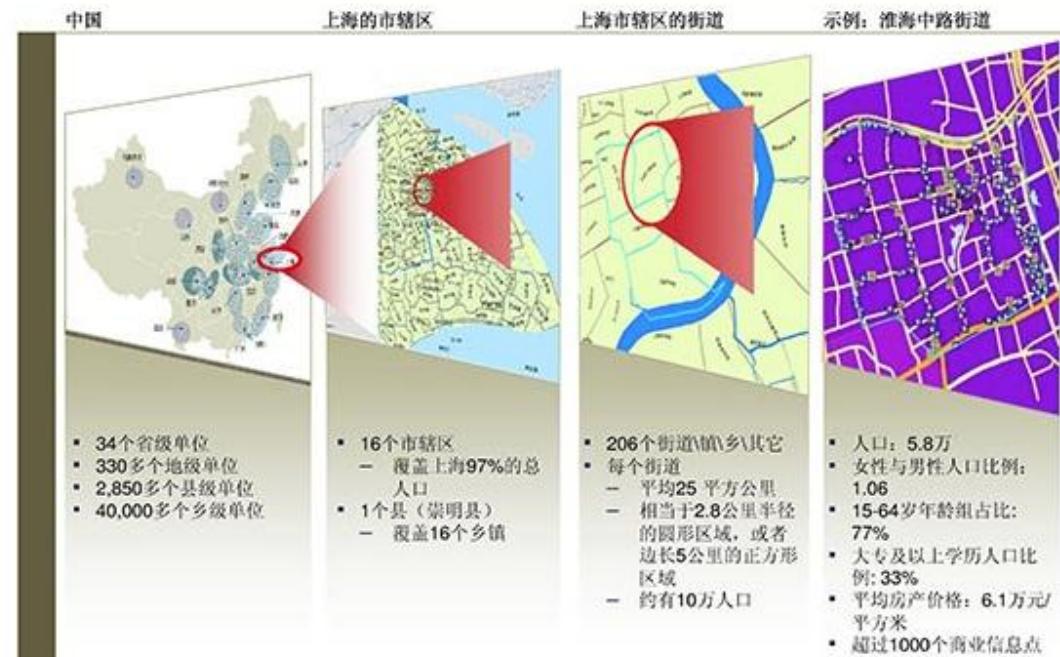
# 应用场景：地理信息系统

## ■ 地理信息系统

- 捕获、存储、操作、管理地理数据
- 空间统计等
- 制图学、地理投影

## ■ 商业地理：Business Geography

商业地理分析使得逐步深入到微观层面的分析成为可能

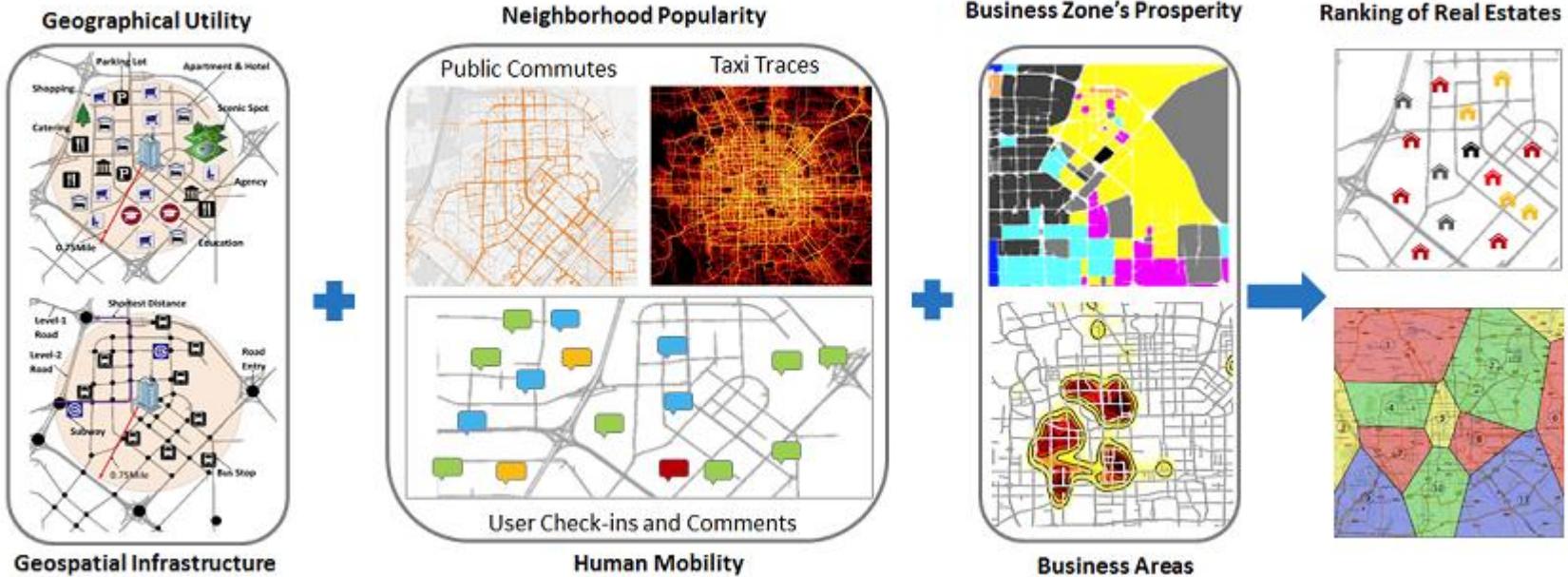


资料来源：麦肯锡公司



# 应用场景：商业选址

## ■ 店铺选址



# 应用场景：营销分析

## ■ Huff模型

- 商店吸引力：满足顾客需求的能力
- 顾客到商店的时间或距离





# 应用场景：城市交通管理





# 时空数据挖掘的重要性

## ■ 在各行各业有显著社会重要性

- 地理气象局
- 生态与环境管理
- 公共安全
- 智能交通
- 流行病管理
- 其他：如地球科学、气候学、物联网等

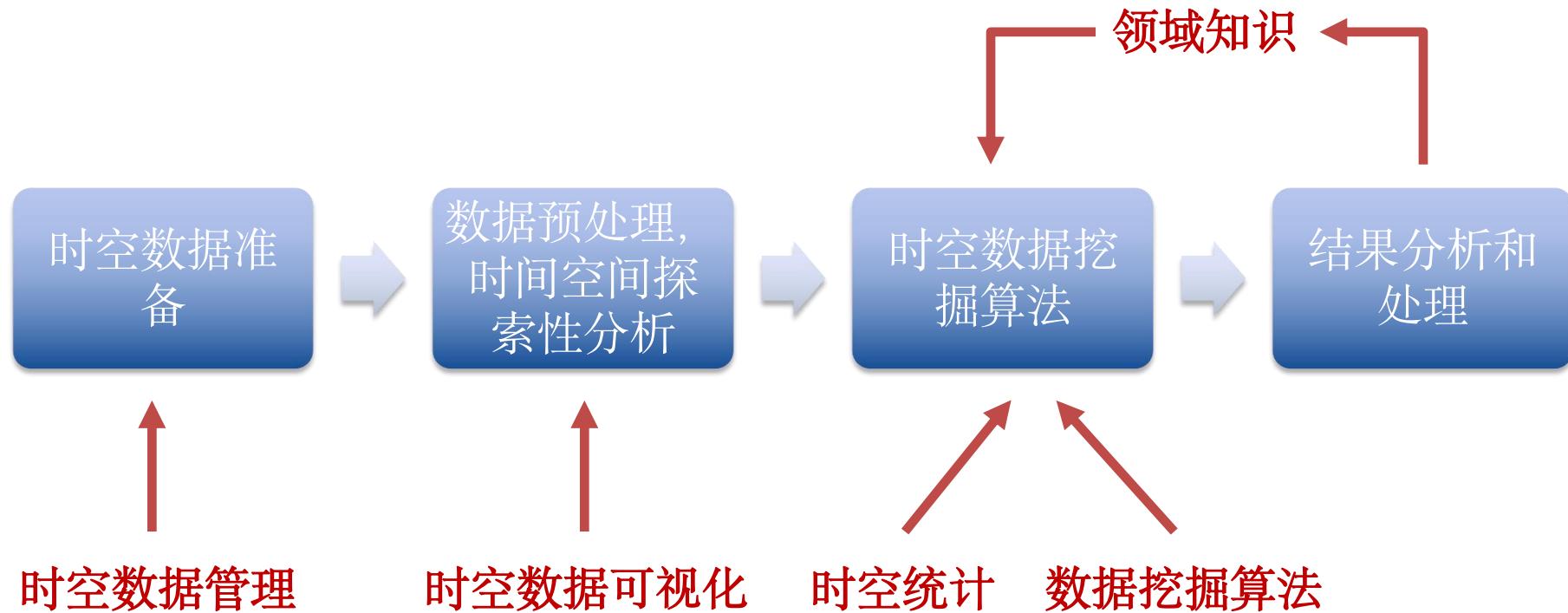


# 时空数据挖掘的挑战

- 复杂的时空数据类型和关系
- 空间依赖性，独立同分布假设失效
- 嵌入在连续的时间和空间中，非离散
- 空间的异质性和时间的非平稳性
- 多尺度效应

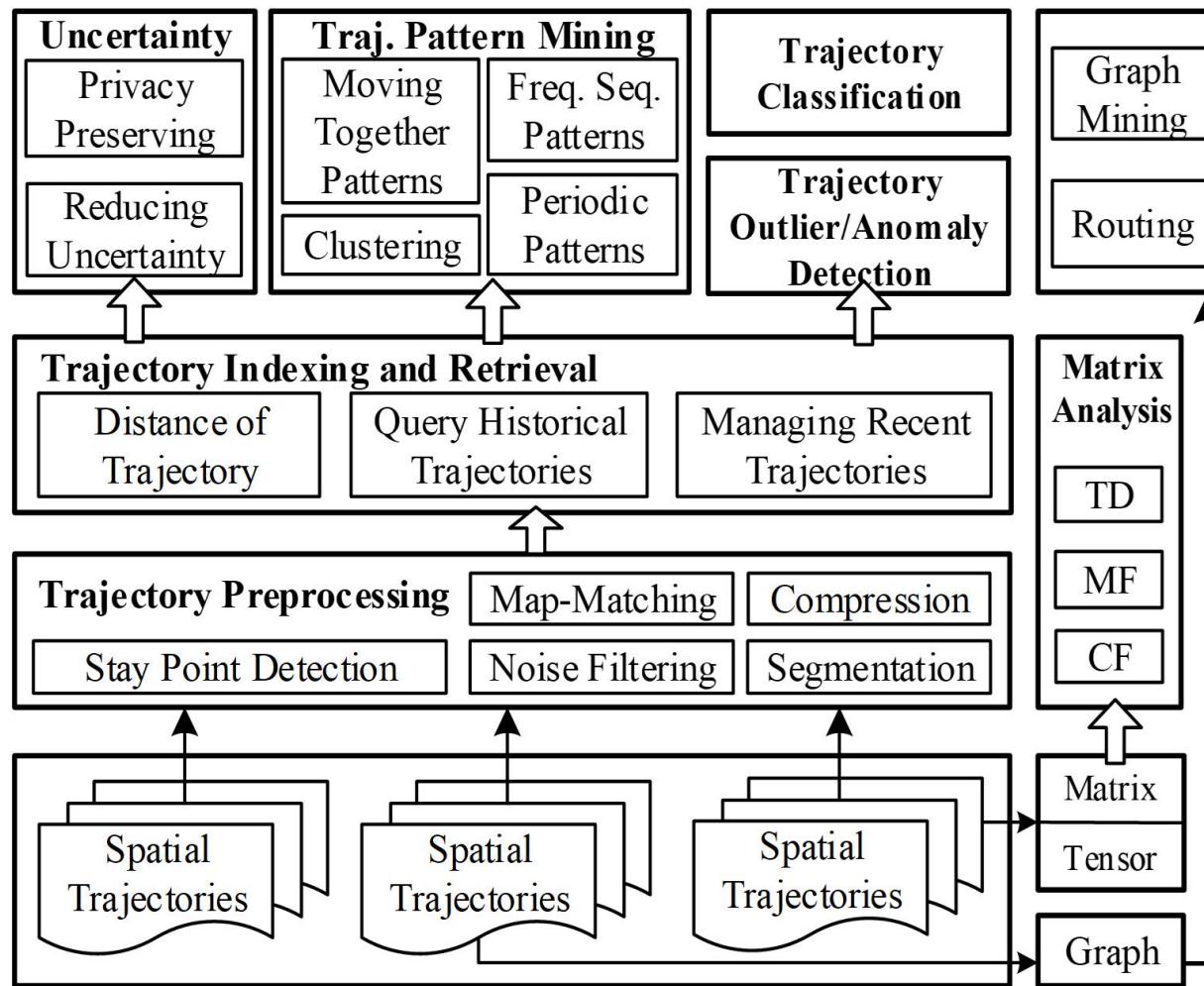


# 时空数据挖掘的工作流程





# 时空数据挖掘的框架图





# 讲授提纲

---

- 01** 应用场景及挑战
- 02** 时空数据管理
- 03** 时空数据可视化
- 04** 时空数据挖掘算法
- 05** 商务案例-餐饮业时空数据挖掘



# 时空数据库

## ■ 时空数据库：管理空间、时态以及移动对象数据

- 多维度、多类型、动态变化、更新快等特点
- 传统关系型数据库不适应时空数据的处理

## ■ 时空数据库主要类型

- 空间数据库
  - 处理点、线、区域等二维数据
- 时态数据库
  - 管理数据的时间属性
- 移动对象数据库
  - 管理位置随时间连续变化的空间对象
  - **选择查询** (range querying) 和**最近邻查询** (KNN querying)



# 时空数据管理技术

---

- 时空索引技术
- 轨迹数据管理技术
- 图数据管理技术
- 流数据管理技术

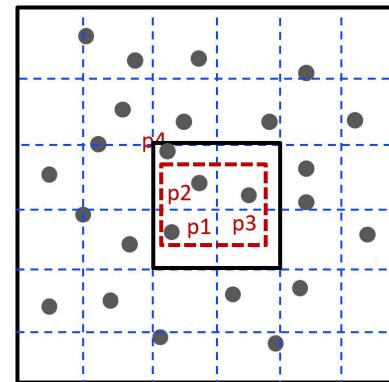
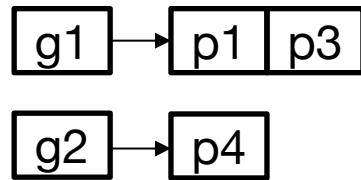


# 关键技术：时空索引技术

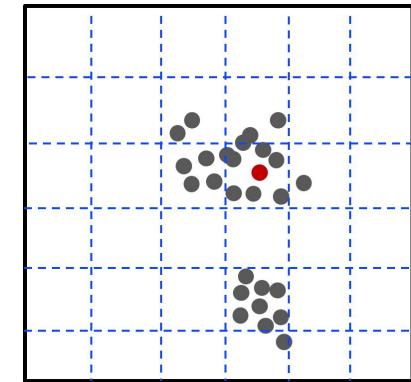
- 有效支持对对象时空范围的查询索引
  - 检索过去
  - 检索当前和未来位置
- 基于空间划分的索引技术
  - **Grid-based**
  - **Quad-tree**
  - **K-D tree**
- 基于数据划分的索引技术
  - **R-Tree**

# 时空索引技术: Grid-based

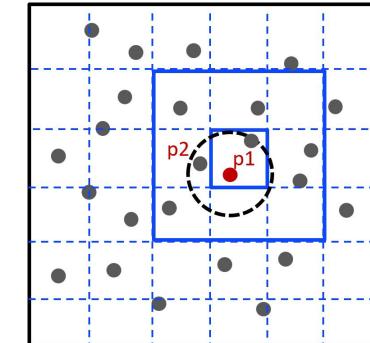
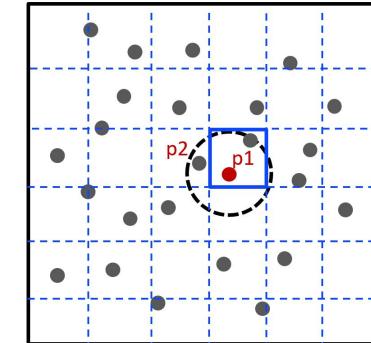
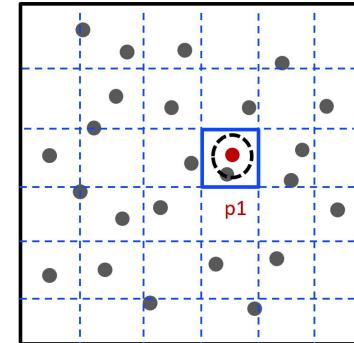
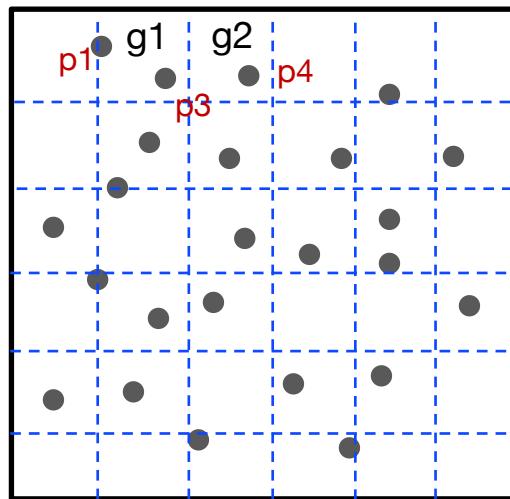
## ■ Grid-based 技术



区域查询



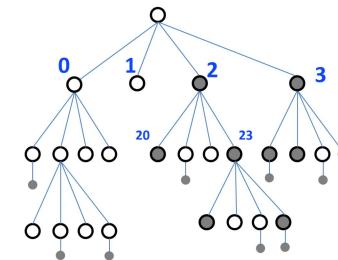
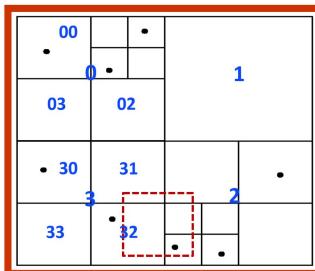
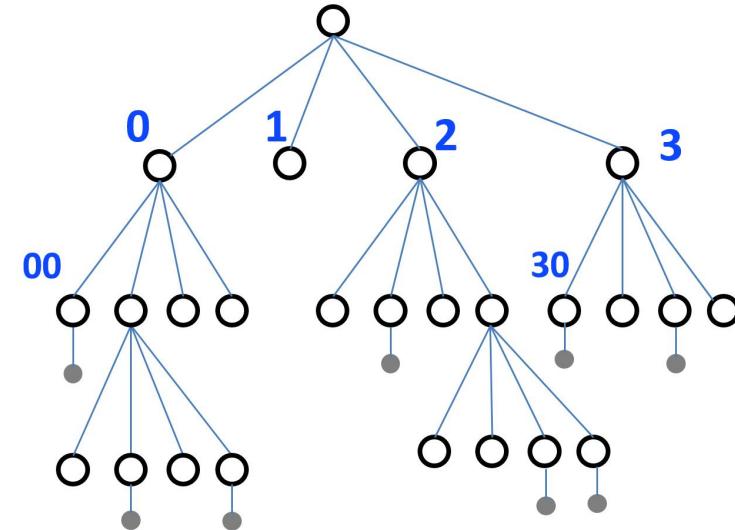
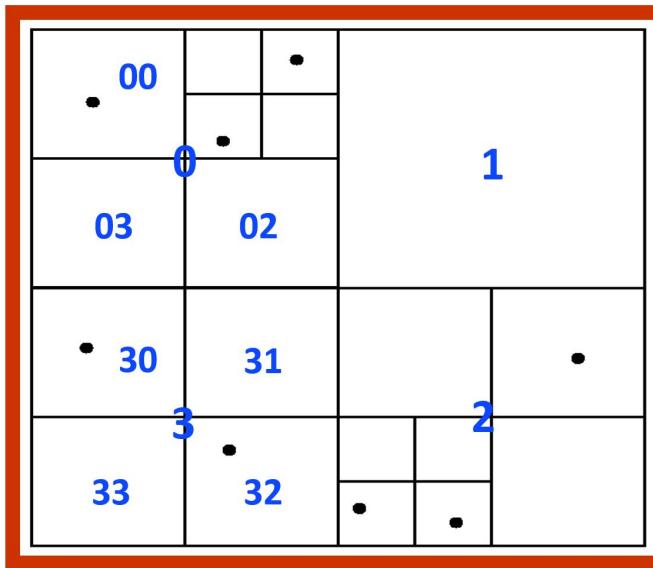
Unbalanced data



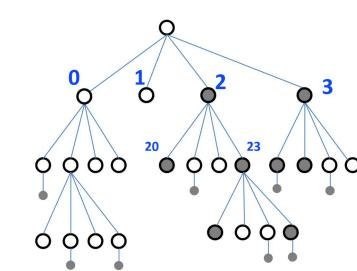
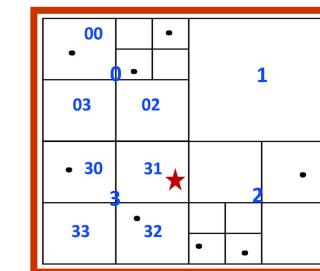
最近邻查询

# 时空索引技术: Quad-Tree

## ■ Quad-Tree 技术



区域查询

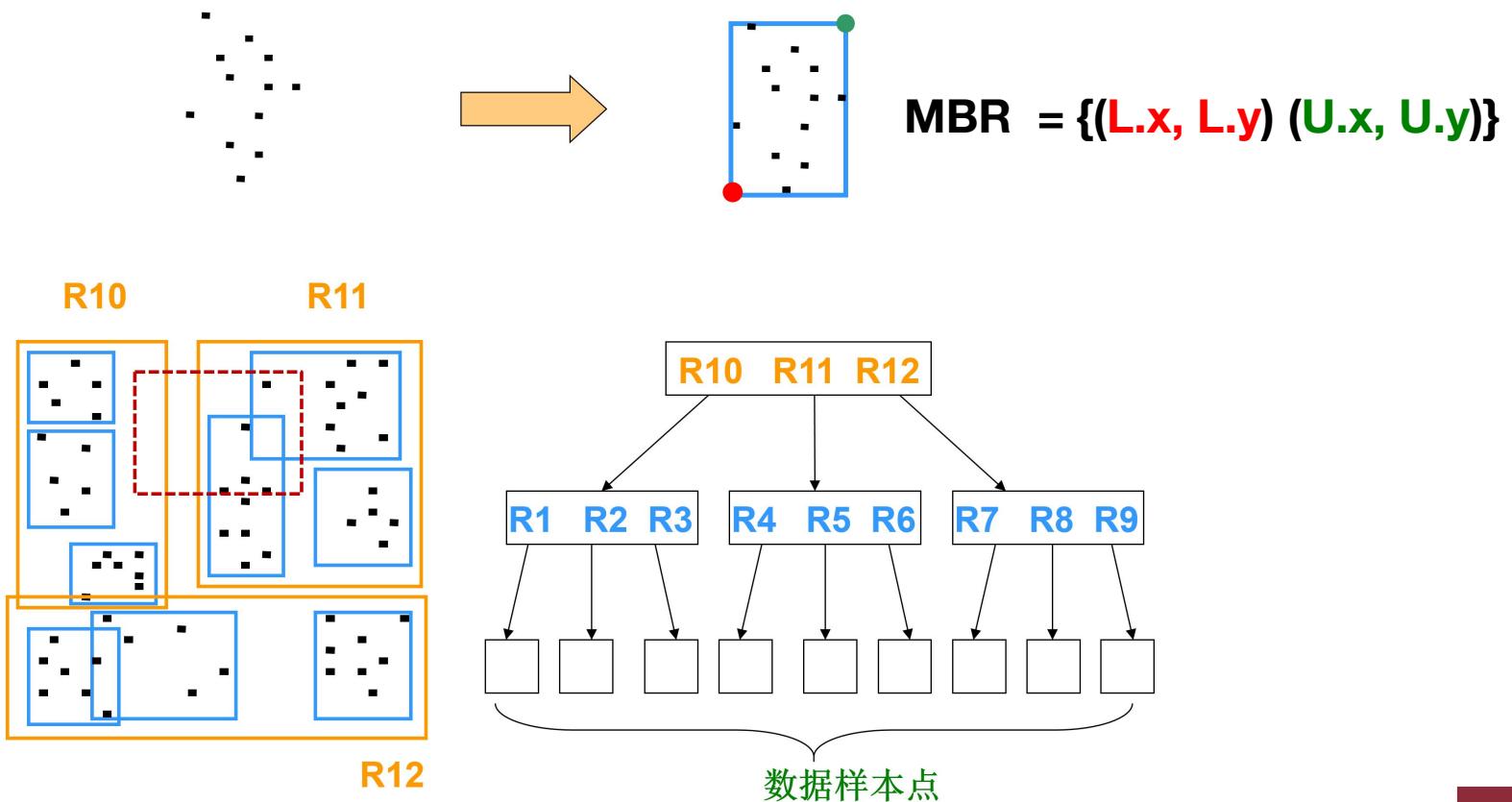


最近邻查询

# 时空索引技术: R-tree

## ■ R-tree

- 构建 Minimum Bounding Rectangle (MBR)





# 时空索引技术: R-tree

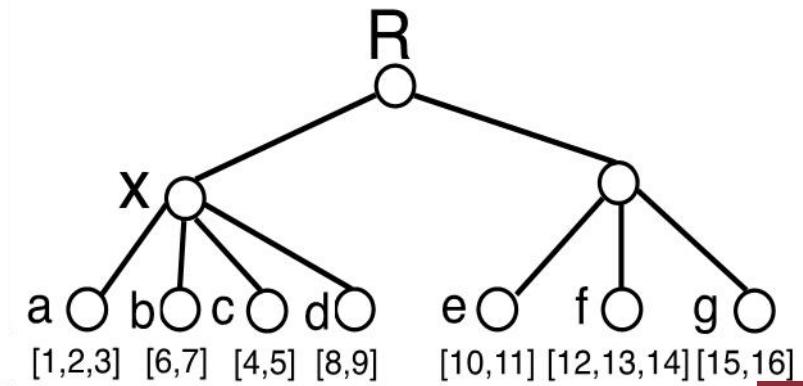
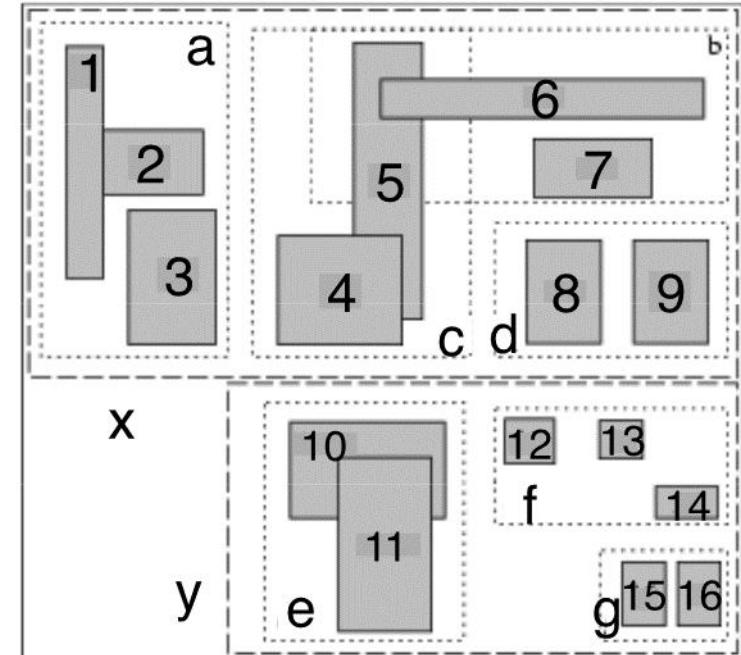
## ■ R-tree

1. 从根节点开始确定子节点

2. 递归查询相应的子节点

如: 查询区域对象5

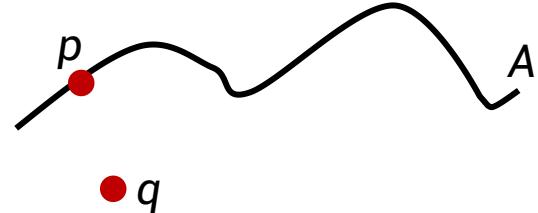
- 从根节点确定子节点X
- 根据X确定子节点b和c
- 从b没有找到区域对象5
- 从c找到区域对象5



# 关键技术：轨迹数据管理技术

- 移动对象数据库
- 距离公式

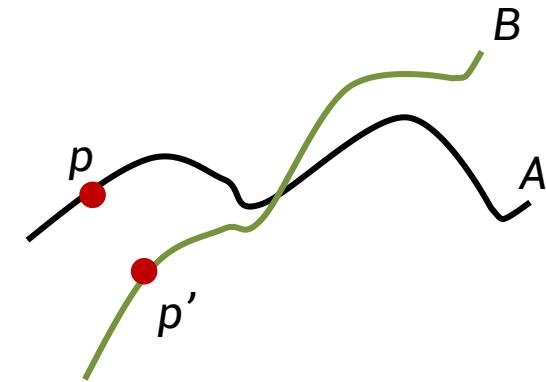
- 点 $q$ 与轨迹 $A$ 之间的距离
  - $D(q, A) = \min_{p \in A} D(q, p)$
  - $\text{Sim}(Q, A) = \sum_{q \in Q} e^{-D(q, A)}$ : 多个点与轨迹 $A$ 之间的相似度, 指数函数将更大的权重给与轨迹 $A$ 距离更相近的点
- 两个轨迹之间的距离
- 两个轨迹段之间的距离



# 轨迹数据管理：两个轨迹之间的距离

## ■ 轨迹A与轨迹B之间的距离，多种衡量方式

- Closest-Pair距离
  - $CPD(A, B) = \min_{p \in A, p' \in B} D(p, p')$
- Sum-of-Pairs距离
  - $SPD(A, B) = \sum_{i=1}^n D(p_i, p'_i)$
  - 两段轨迹长度相等
- Dynamic Time wrapping (DTW)距离
  - 允许多次“重复”一些点，以获得最好的对齐，解决轨迹长度相等的限制
  - 假设A、B的长度分别为 $n, m$  and  $Head(*)$ 为序列的第一个点， $Rest(*)$ 为其余点
  - $\infty, n = 0 \text{ or } m = 0$
  - $$DTW(A, B) = \begin{cases} DTW(A, Rest(B)) \\ D(Head(A), Head(B)) + \min \{ DTW(Rest(A), B) \\ DTW(Rest(A), Rest(B)) \} \end{cases}$$
  - 缺点：容易受噪音的影响；不满足三角不等式定理
- 其他距离公式：LCSS（允许跳过一些噪音点）、EDR（考虑具有相似公共子序列）、ERP（结合DTW和EDR）等



# 轨迹数据管理：两个轨迹段之间的距离

## ■ 两个轨迹段 $L_1$ 和 $L_2$ 之间的距离公式

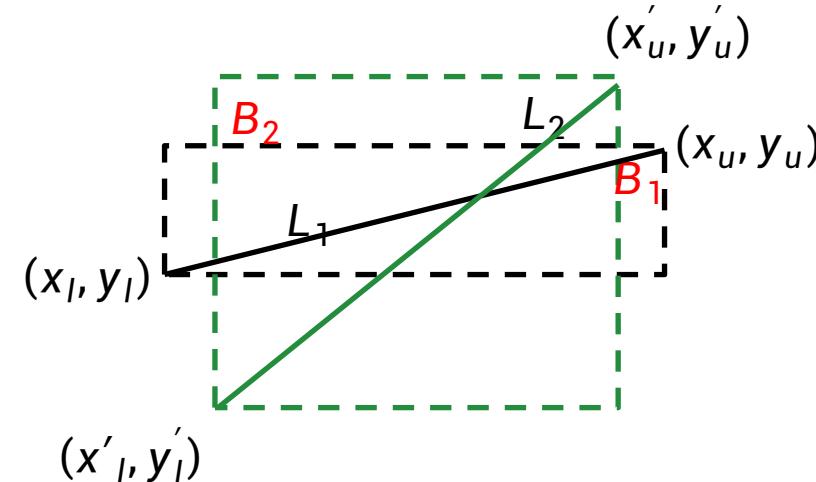
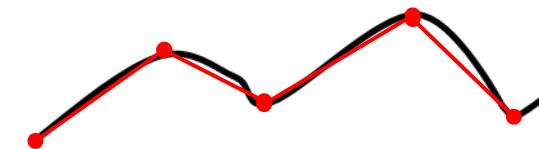
- 基于最小矩阵边框 (minimum bounding rectangle, MBR-based)
  - 如图所示，轨迹段 $L_1$ 和 $L_2$ 的MBR分别是 $B_1\{(x_l, y_l), (x_u, y_u)\}$ 和 $B_2\{(x'_l, y'_l), (x'_u, y'_u)\}$

$$D_{min}(B_1, B_2) = \sqrt{(\Delta([x_l, x_u], [x'_l, x'_u]))^2 + (\Delta([y_l, y_u], [y'_l, y'_u]))^2}$$

$$0 \quad [x_l, x_u] \cap [x'_l, x'_u] \neq \emptyset$$

$$\text{Where } \Delta([x_l, x_u], [x'_l, x'_u]) = \begin{cases} x'_l - x_u & x'_l > x_u \\ x_l - x'_u & x_l > x'_u \end{cases}$$

- Trajectory-Hausdorff 距离
  - 三个带权重距离的和
    - 两个轨迹段间的垂直距离
    - 平行距离
    - 夹角距离



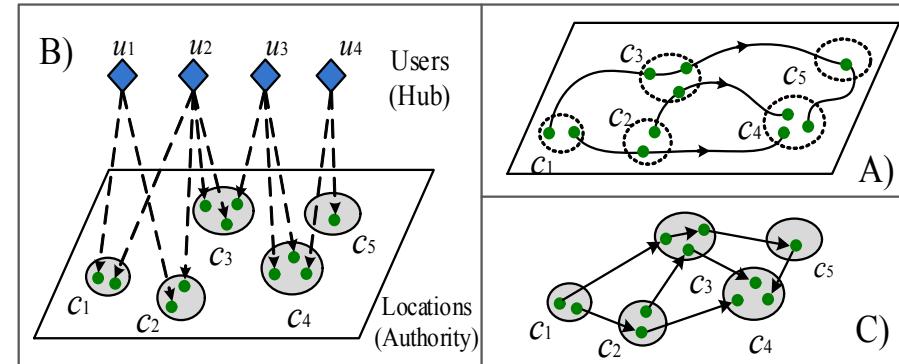
# 关键技术：图数据管理技术

## ■ 各种各样的网络

- 不同地区间的人口流动
- 道路上的交通网络
- POI网络等

## ■ 可使用带有时空属性的图对时空数据进行建模

- 采用基于图的数据挖掘算法，包括目前流行的图神经网络模型等





# 关键技术：流数据管理技术

## ■ 传感器感知的数据

- 由于大量的传感器数据都以流的形式输入，高效的流数据库技术是时空数据管理层的基石

## ■ 三个主要研究问题

- 流数据采样
- 持续性数据查询
- 流数据并行计算



# 讲授提纲

---

- 01** 应用场景及挑战
- 02** 时空数据管理
- 03** 时空数据可视化
- 04** 时空数据挖掘算法
- 05** 商务案例-餐饮业时空数据挖掘



# 时序数据可视化

## ■ 时序数据

- 随时间变化
- 带有时间性质

## ■ 例子

- 气温变化
- 股市
- 系统登录
- 历史版本
- .....

# 时序数据可视化：基本工具

## ■ 简单图 (matplotlib)

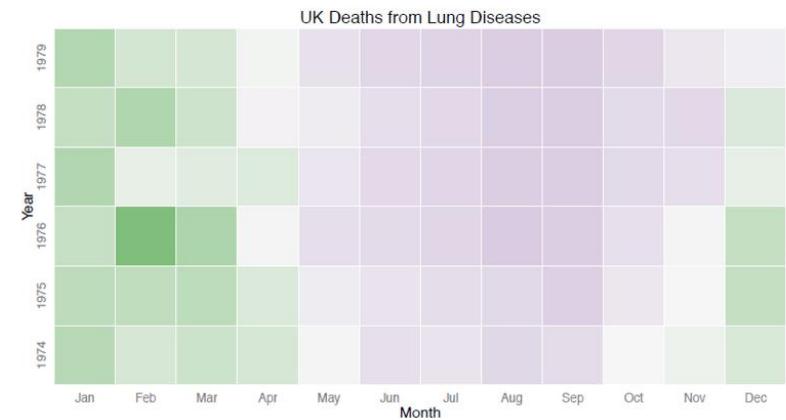
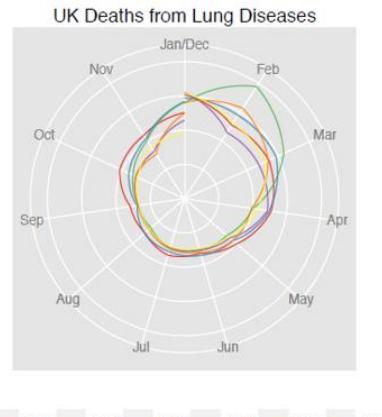
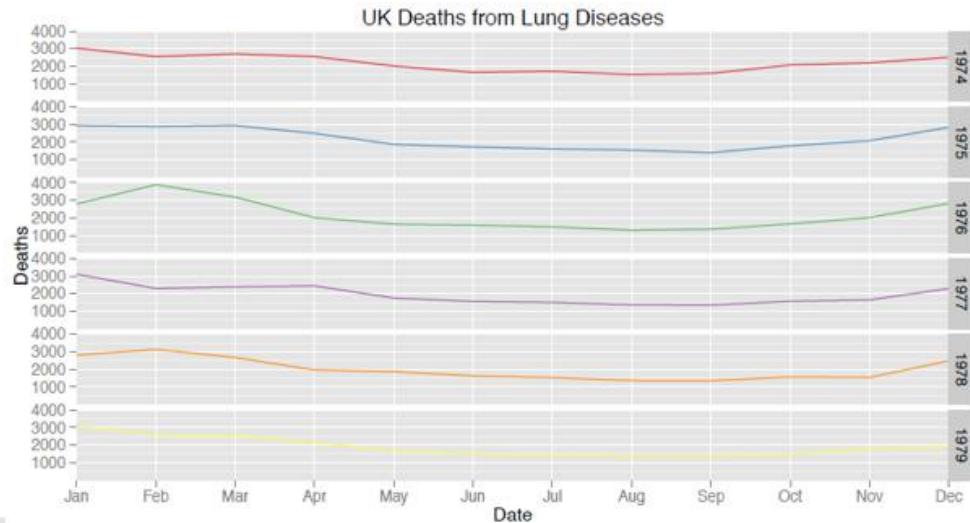
- 折线图 `pyplot.plot`
- 柱状图 `pyplot.bar`
- 面积图

## ■ 复杂图

- 多折线图
- 星形图
- 热图
- .....

## ■ 更多资源

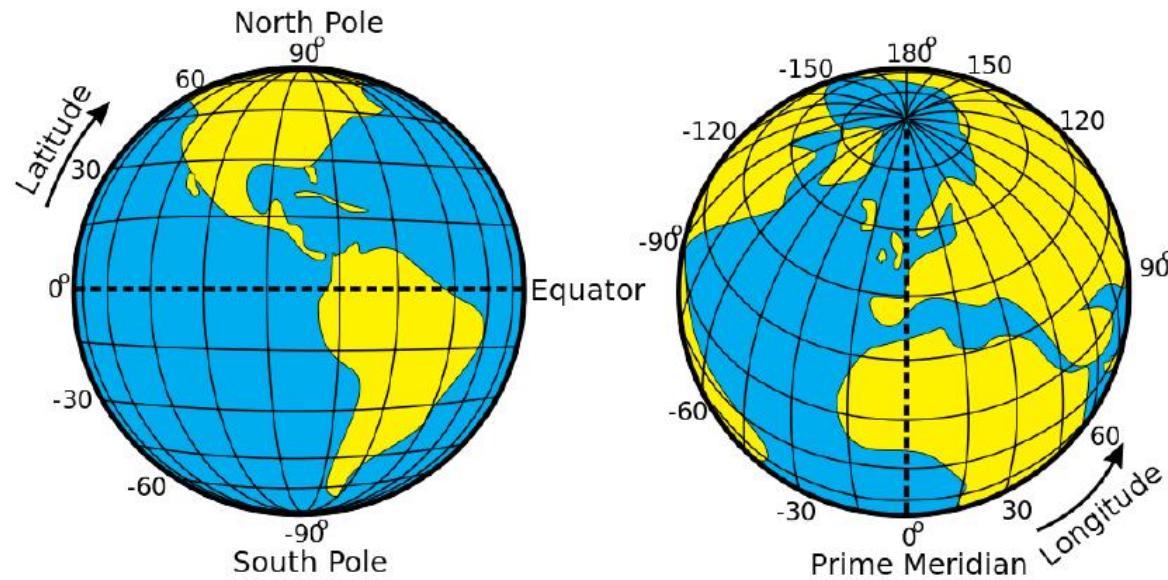
- <http://survey.timeviz.net/>





# 空间数据可视化

- 空间数据是指带有物理空间坐标的数据
- 地理空间数据
  - 真实的人类生活的空间
  - 经纬度





# 空间数据可视化：地理信息格式

## ■ Shapefiles

- 1990S早期GIS软件常使用
- \*.shp 包含几何信息
- \*.shx 包含索引信息
- \*.dbf 包含特征信息

## ■ GeoJSON

- JSON标准的针对web的地理信息编码方式
- 可以代表一个几何图形、特征以及特征集
- 几何图形包括点、线、多边形、多个点、多条线等
- 可以往JSON格式添加其他数据



# 空间数据可视化：地理信息格式

## ■ GeoJSON例子

```
{ "type": "FeatureCollection",
  "features": [
    { "type": "Feature",
      "geometry": { "type": "Point", "coordinates": [102.0, 0.5]},
      "properties": { "prop0": "value0" }
    },
    { "type": "Feature",
      "geometry": {
        "type": "LineString",
        "coordinates": [
          [102.0, 0.0], [103.0, 1.0], [104.0, 0.0], [105.0, 1.0]
        ]
      },
      "properties": {
        "prop0": "value0",
        "prop1": 0.0
      }
    },
    { "type": "Feature",
      "geometry": {
        "type": "Polygon",
        "coordinates": [
          [ [100.0, 0.0], [101.0, 0.0], [101.0, 1.0],
            [100.0, 1.0], [100.0, 0.0] ]
        ]
      },
      "properties": {
        "prop0": "value0",
        "prop1": { "this": "that" }
      }
    }
  ]
}
```

<http://geojson.org/geojson-spec.html>



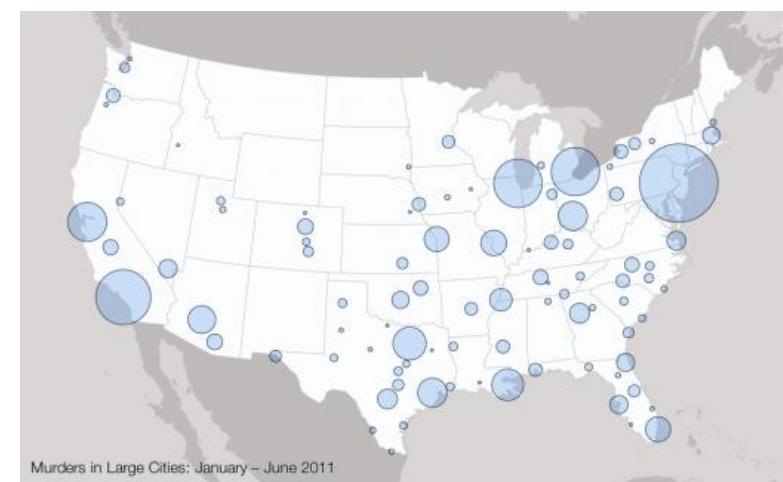
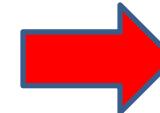
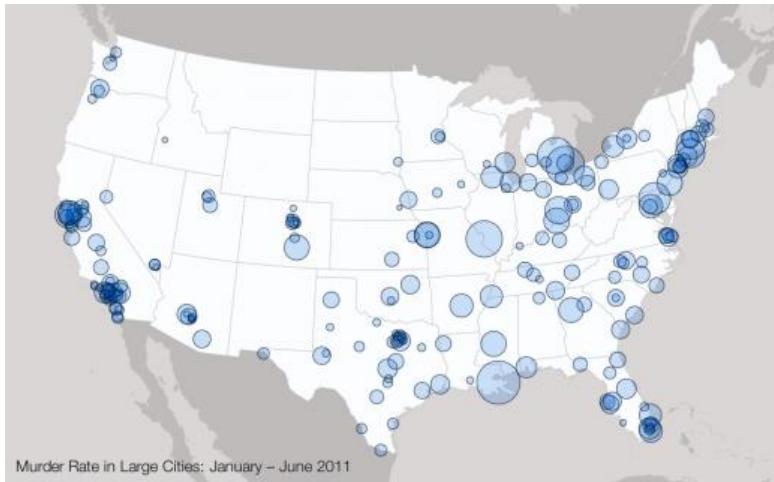
# 空间数据可视化：地图类型

- 点数据的可视化：符号地图
- 区域数据的可视化
  - Choropleth
  - Cartogram
- 线数据的可视化
  - 流型图
  - 道路图



# 空间数据可视化：符号地图

- 点数据的可视化
- 将对象根据它的坐标以一定的符号大小及颜色标识到地图上
  - 符号必须直观且符合常识
  - 不同符号数量不宜太多





# 空间数据可视化

## ■ 时间+地图





# 空间数据可视化：线数据可视化

- 线数据通常指连接两个或更多地点的线段或者路径
  - 长度属性
  - 连接关系



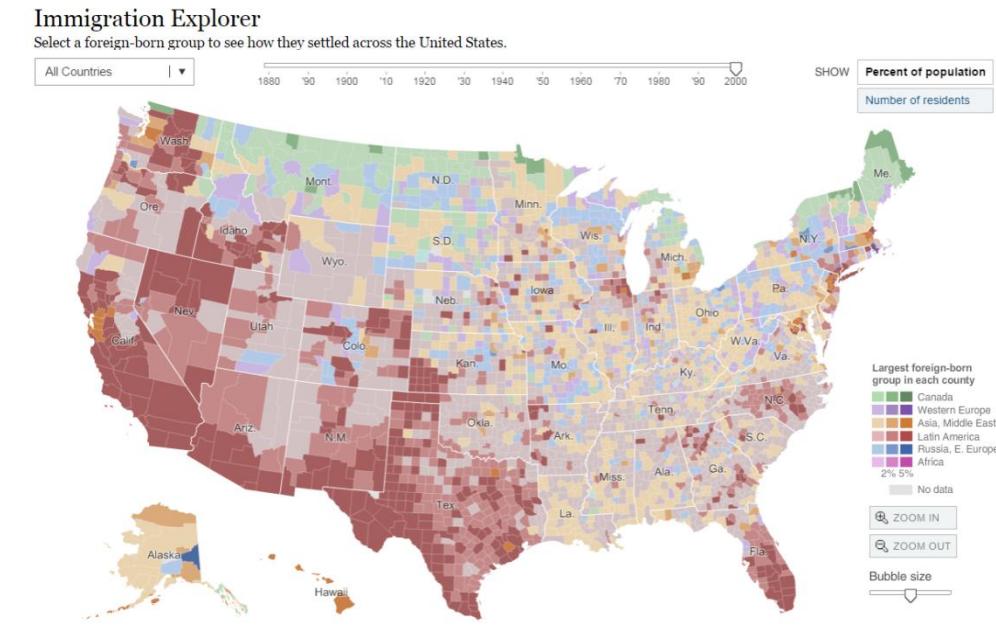
Facebook全球用户之间的好友关系



# 空间数据可视化：区域数据的可视化

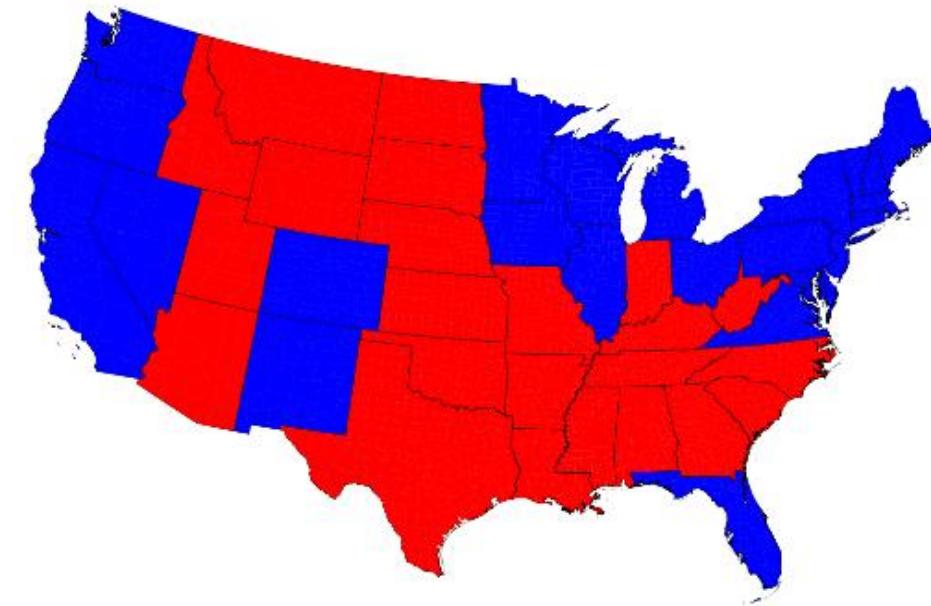
## ■ Choropleth 地图

- 假设数据的属性在一个区域内部平均分布
- 一个区域用同一种颜色来表示其属性
- 数据最好标准化（百分比、比例等）
- 用**颜色**及其强度来显示数据的内在模式
- 必须合理地使用颜色
  - 多种颜色，无强度
  - 多种颜色，有强度
  - 单个颜色，有强度



# 空间数据可视化：区域数据的可视化

- Choropleth 地图的误导
- 数据分布和地理区域大小的不对称
  - 大量数据集中于人口密集的区域，而人口稀疏的地区却占有了大多数的屏幕空间，用大量屏幕空间来表示小部分数据的做法对空间的利用**非常不经济**
  - 这种不对称还常常会造成用户对数据理解的错误

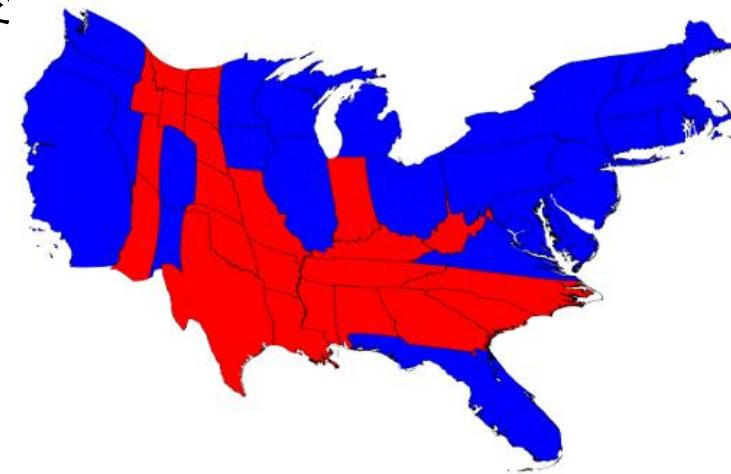


08年美国总统选举



# 空间数据可视化：区域数据的可视化

- 保证用户的思维连贯性
- 相似的形状，被描绘面积的邻接关系
- **Cartogram**地图：按照地理区域的属性值对各区域进行适当变形，克服**Choropleth**地图对空间展示的不合理性
  - Area Cartogram
    - 按照区域大小对地图处理
    - 保证区域之间的连接和相对位置不变
    - 区域仍保持连续
  - 非连续性Cartogram
    - 按照区域大小对地图进行处理
    - 保持区域的原始形状
  - Dorling Cartogram
    - 不再保持区域的形状和连接关系
    - 用其他相比例的形状替代



地图上的每个州根据人口做缩放



# 空间数据可视化：工具

## ■ Python packages

- Matplotlib, Seaborn, 各种统计图
- 空间数据: folium
  - <https://python-visualization.github.io/folium/quickstart.html>
- 其他: pyecharts, plotly, bokeh, geopandas等



# 讲授提纲

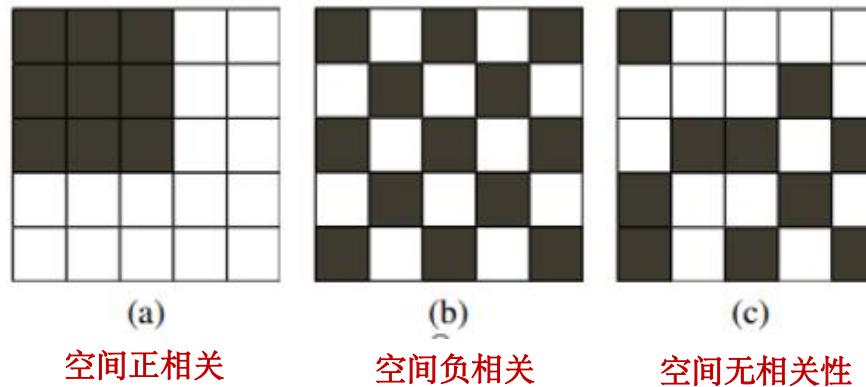
---

- 01 应用场景及挑战**
- 02 时空数据管理**
- 03 时空数据可视化**
- 04 时空数据挖掘算法**
- 05 商务案例-餐饮业时空数据挖掘**



# 时空数据统计

- 时空数据具有空间自相关性、异质性、时间自相关性等特性，时空统计有别于经典统计
- 不满足独立同分布的假设
  - [Tobler's first law of geography](#): 地理学第一定理
    - 所有事物都与其他事物相关，此联系随着距离增加而递减



- 空间异质性: 属性值的空间差异性 (地理学第二定理, [Michael Goodchild](#))
  - 全局模型与局部模型不一致
  - 某些时候可考虑对数据从空间上进行切片 (分组), 再进行DM

Tobler W., (1970) "A computer movie simulating urban growth in the Detroit region". *Economic Geography*, 46 (Supplement): 234–240.  
Goodchild, M.F. (2004) GIScience, geography, form, and process. *Annals of the Association of American Geographers* 94(4): 709–714



# 传统DM算法在时空数据中的应用

■ 将时间和空间属性当作常规的数据特征，使用经典的数据挖掘技术，将导致信息的丢失

- 空间连续性（空间划分方式会影响结果）
- 自相关、异质性，etc.
- 噪音的问题

■ 时空数据挖掘算法

- 空间自回归
- 地理加权算法
- 空间聚类
- 空间决策树
- 空间关联规则分析



# 空间自回归

■ 经典的回归模型无法将空间的相关性考虑进去

■ Spatial Autoregression (SAR)

- $y = \rho W y + X\beta + \epsilon$
- $y \in R^n, X \in R^{n*k}, \beta \in R^k, \epsilon$  是观测误差, 服从正态分布
- $\rho W y$ : 空间自相关项, 用于对因变量  $y$  的元素之间的空间依赖强度进行建模,  $\rho \in [0,1)$  空间自相关参数,  $W \in R^{n*n}$  矩阵解释空间数据之间的空间关系

$$\begin{matrix} & 0 & w_{12} & \dots & w_{1n} \\ \cdot & W = \begin{pmatrix} w_{21} & 0 & \dots & w_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ w_{n1} & w_{n2} & \dots & 0 \end{pmatrix} \end{matrix}$$

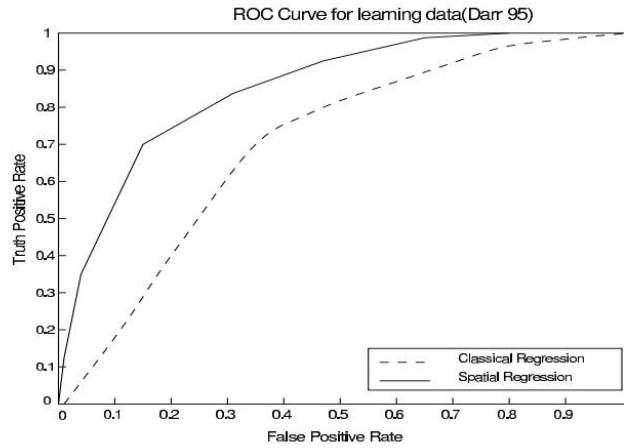
- $w_{ij}$  是指  $i$  和  $j$  的空间相关性, 即相似性
  - 基于距离的 (K-function)
  - Moran's I measure (MI)  $\in [-1, 1]$  (基于邻居的)
  - ...

■ 考虑被附近的自变量影响的情况

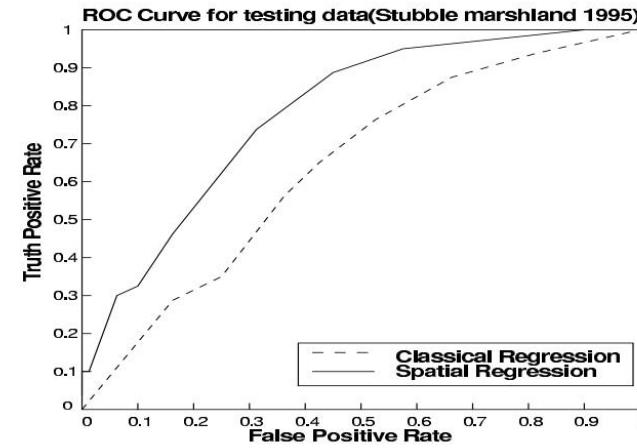
- $y = a + \beta x + \delta W X$

# 空间自回归

## ■ 空间溢出效应



(a) ROC curves for learning



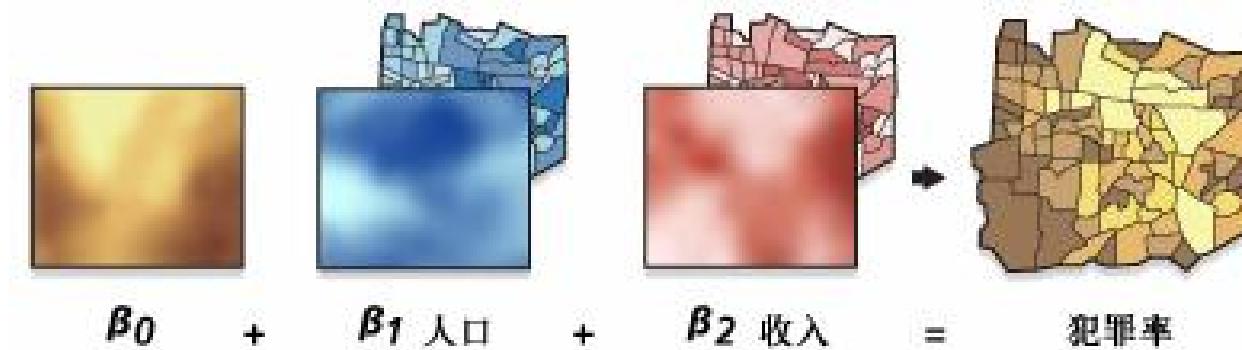
(b) ROC curves for testing

## ■ 时间自回归

- 时序数据的自相关性
- 各种不同模型: AR, ARIMA, etc.

# 地理加权回归

- 考虑空间异质性
- Geographically Weighted Regression (GWR)
  - 局部回归模型
  - $y = X\beta' + \epsilon'$
  - $\beta'$  与  $\epsilon'$  地理位置相关



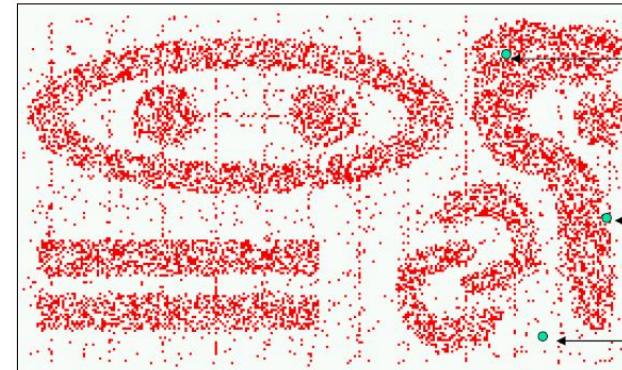
# 空间聚类

## ■ CLARANS (Ng and Han, 1994)

## ■ DBSCAN

- Density-Based **Spatial** Clustering of Applications with Noise
- 算法的思想是寻找具有足够的高密度的连通区域，而低密度区域的点则作为孤立点
- 一个点的密度可以看作所有样本点与此点的相似度之和
- 参数：密度水平和近邻参数  $(\epsilon, \text{MinPts})$  -**难以选择**
- 优点：可以发现任意形状类

OPTICS算  
法



核心对象

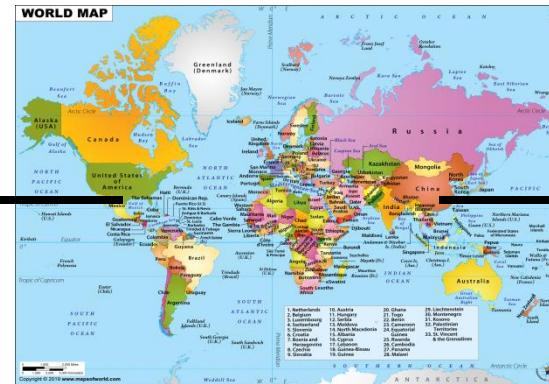
非核心对象(边界点)

噪声样本

(DBSCAN) M. Ester, H.-P. Kriegel, J. Sander, and X. Xu. 1996. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases. KDD  
 Ng, R., & Han, J. (1994, September). Efficient and effective clustering method for spatial data mining. In VLDB 1994, pages 144-155, Santiago, Cl  
 Ankerst et al., (1999). OPTICS: ordering points to identify the clustering structure. ACM Sigmod record, 28(2), 49-60.



# 空间关联规则分析



## ■ 空间关联规则分析：事件在时间和空间上同时发生 (Spatial Colocation)

	关联规则	Co-location 规则
潜在空间 (underlying spaces)	离散集	连续空间
物品类型	物品	事件 / 布尔空间特征集
集合	交易 (T)	邻居 (N)
衡量标准	support	participation index
条件概率指标	$Pr.[ A \text{ in } T \mid B \text{ in } T ]$	$Pr.[ A \text{ in } N(L) \mid B \text{ at location } L ]$



# 讲授提纲

---

- 01 应用场景及挑战**
- 02 时空数据管理**
- 03 时空数据可视化**
- 04 时空数据挖掘算法**
- 05 商务案例-餐饮业时空数据挖掘**



# 在线用户评论分析

- 整理自Yelp官方公开的商户、点评和用户数据
  - <https://www.yelp.com/dataset>
- 整理好的Yelp数据集包含位于多伦多的所有餐馆信息(biz\_res.txt)、所有餐馆截至2017年7月的评论数据(review\_res.txt)及所有相关用户个人信息(user\_res.txt)。
- 各文件的数据字段名称详见ReadMe.txt，数据字段含义详见Yelp Dataset JSON.pdf