



2025南师大暑期课程

城市复杂网络模型与应用

姚尧 博士, 教授

中国地质大学 (武汉)

Email: yaoy@cug.edu.cn



运用前沿技术推动城市管理，从数字化到智能化再到智慧化，让城市更聪明一些、更智慧一些，是推进城市治理体系和治理能力现代化的必由之路



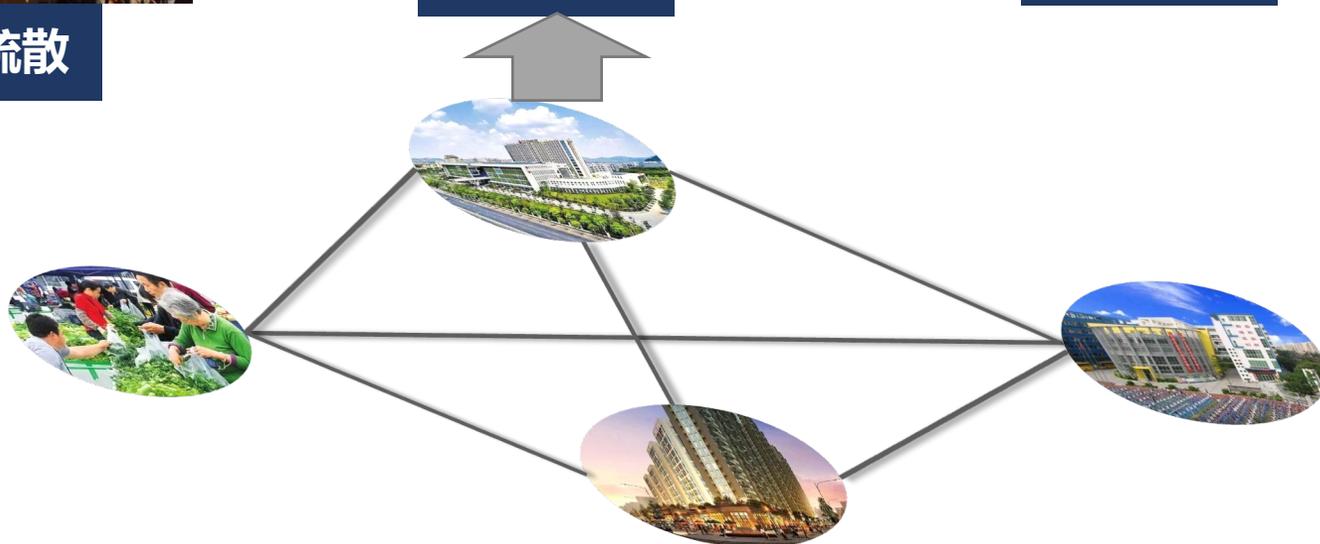
应急疏散



交通拥堵



自然灾害





目录



- 1 城市复杂网络模型介绍
- 2 图论与传统网络
- 3 复杂网络
- 4 城市复杂网络应用
- 5 总结



目录



- 1 城市复杂网络模型介绍
- 2 图论与传统网络
- 3 复杂网络
- 4 城市复杂网络应用
- 5 总结



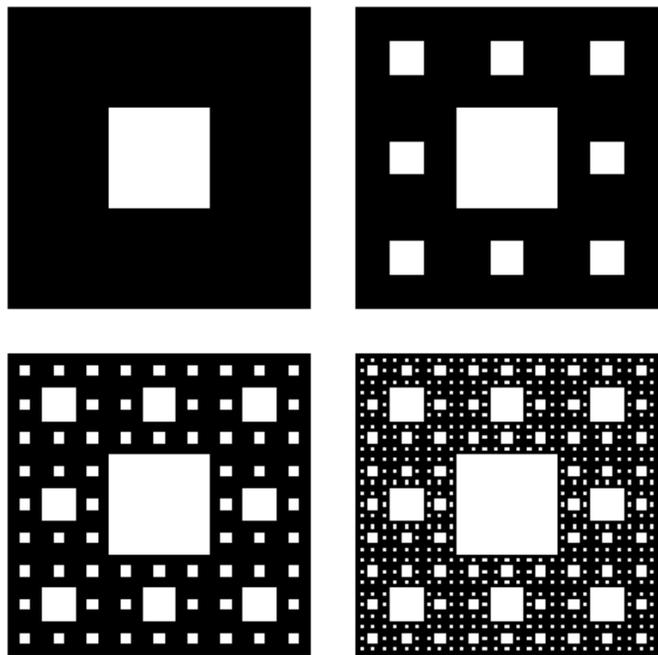
- 1.1 城市网络模型理论基础
- 1.2 城市网络模型数据支撑
- 1.3 城市网络模型应用

1.1 城市网络模型理论基础

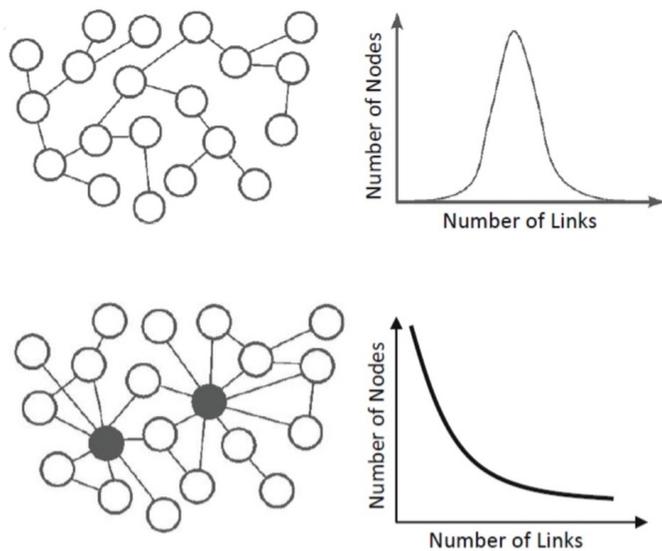


➤ 理解城市网络的三大理论支柱

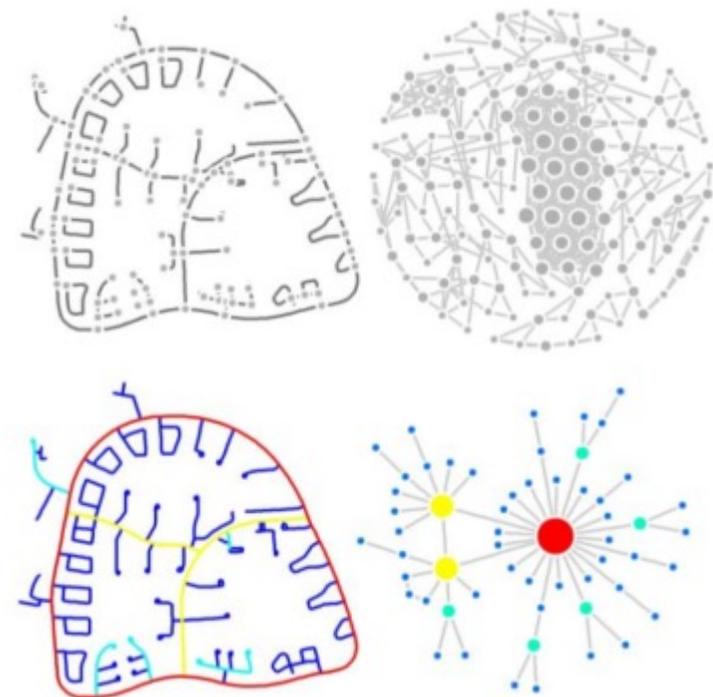
分形几何



幂律分布



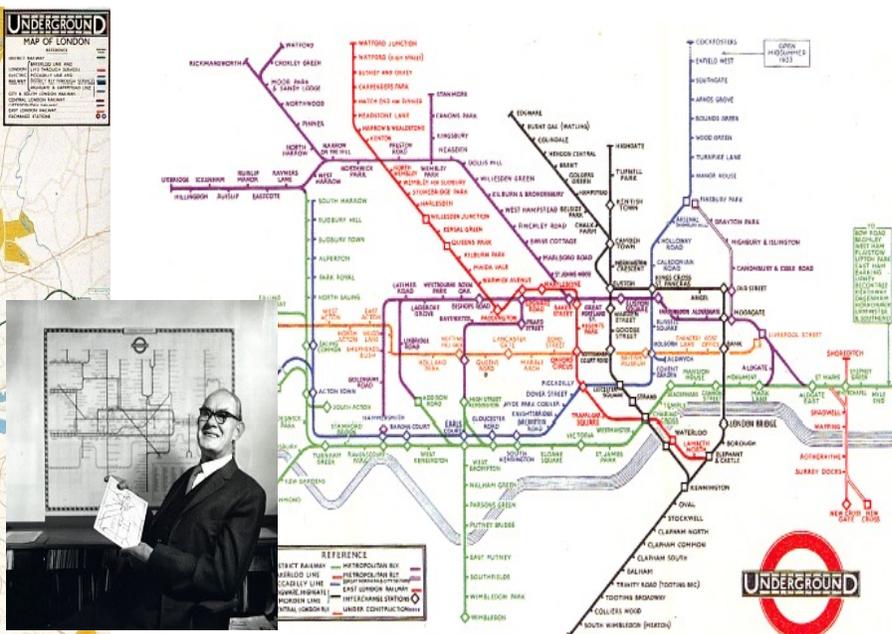
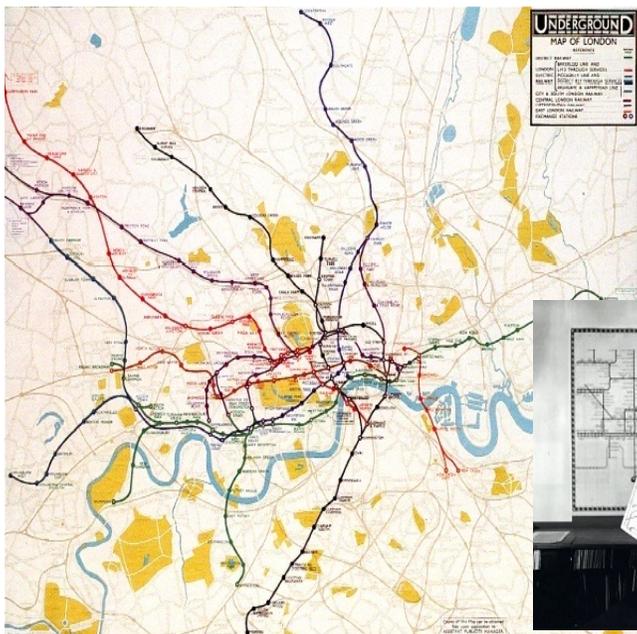
复杂网络



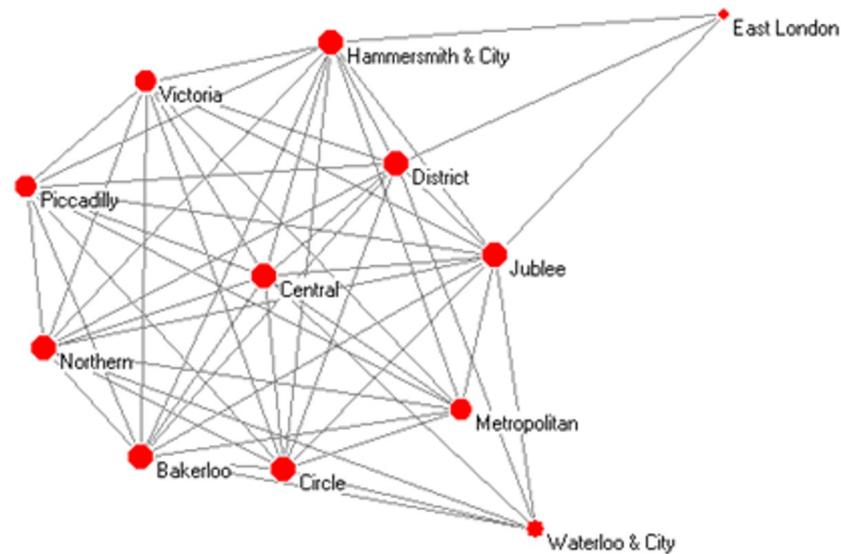
1.1 城市网络模型理论基础



伦敦地铁的三种视角



Harry Beck



地理空间

拓扑空间

网络空间

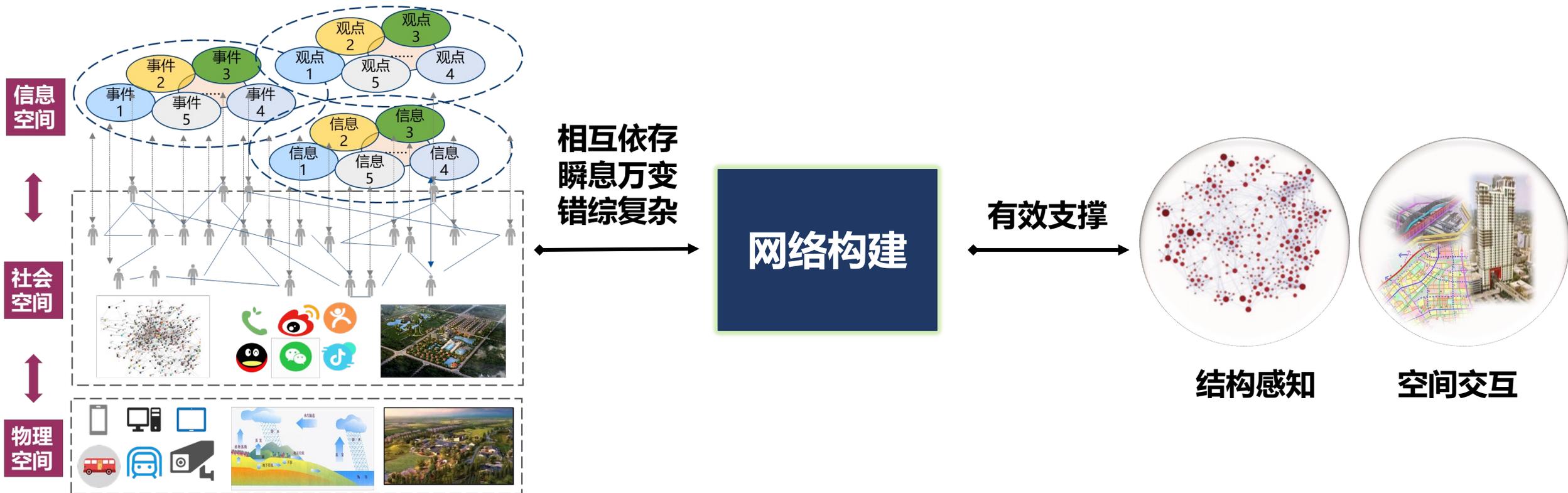


- 个体时空行为数据涌现
 - 大规模（百万、千万、亿级别）
 - 高质量（精细的时空分辨率）
- UrbanGIS分析方法和工具提出新要求
 - 大数据（架构、平台）
 - 实时（存储、查询、分析）
 - 从自然、地理现象到以人为中心的研究
- 研究范式：微观→宏观（Bottom → Top）
- 三大价值：科学价值、社会价值、商业价值

1.3 城市网络模型应用



➤ 模型应用场景：城市网络建模表征



1.3 城市网络模型应用



➤ 模型应用场景：空间交互机制发现

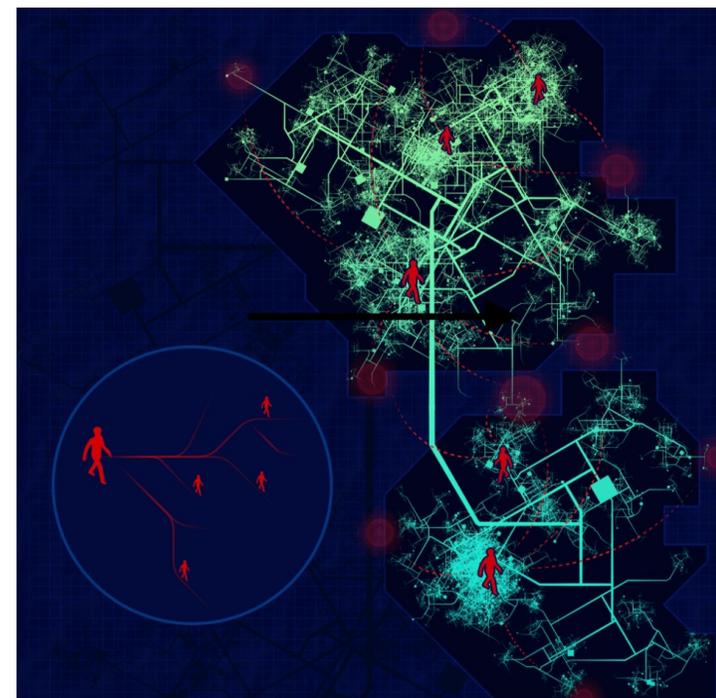
轨迹数据挖掘

- 手机信令分析
- 社交媒体处理
- 卡口图像识别
- 车辆轨迹挖掘
-

网络结构分析

- 中心性分析
- 最短路径
- 图搜索查询
- 图划分/社区检测

基于复杂网络结构的
群体移动计算

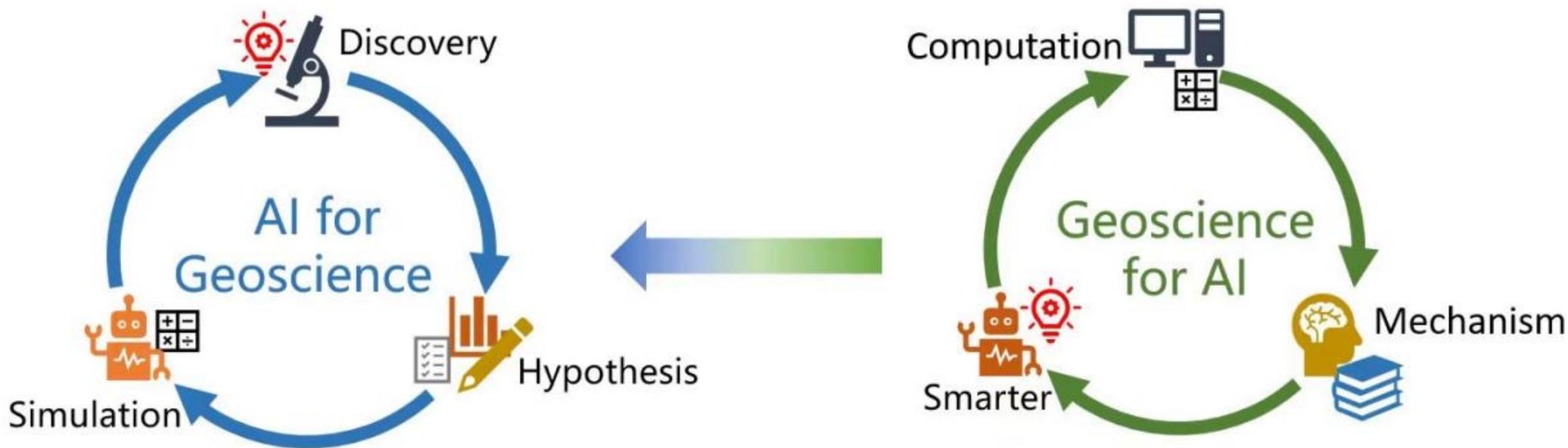


1.3 | 城市网络模型应用



➤ 模型应用场景：城市网络智能计算

“AI + Science”



将已知的地理空间科学机理与数据结合，为深度学习提供全新的视角和方法。



目录



- 1 城市复杂网络模型介绍
- 2 图论与传统网络
- 3 复杂网络
- 4 城市复杂网络应用
- 5 总结

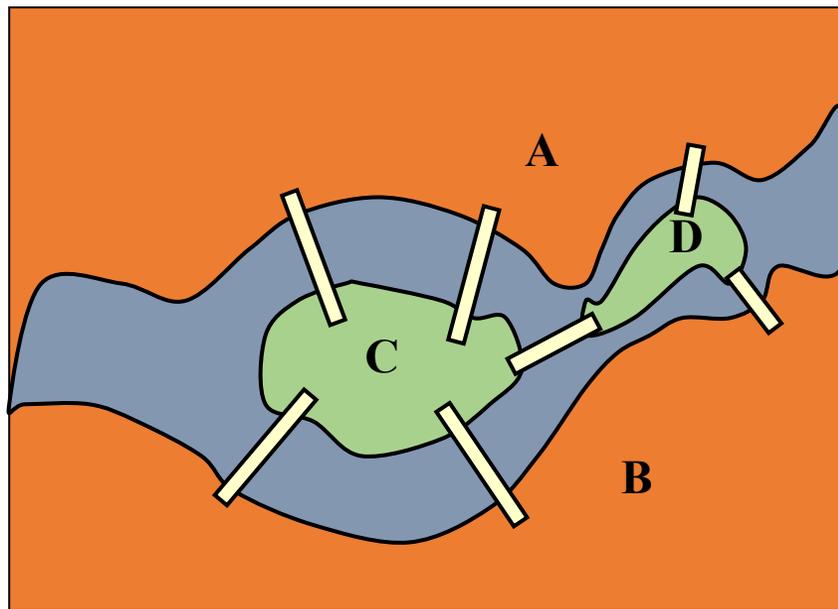


- 2.1 图的起源与定义
- 2.2 图的基本特征
- 2.3 图的存储
- 2.4 传统网络的概念与存储

2.1 | 图的起源



- 德国的哥尼斯堡城有一条普雷格尔河，河中有两个岛屿，河的两岸和岛屿之间有七座桥相互连接

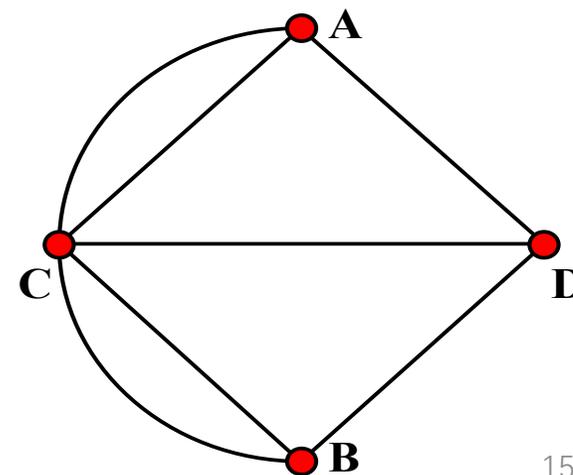
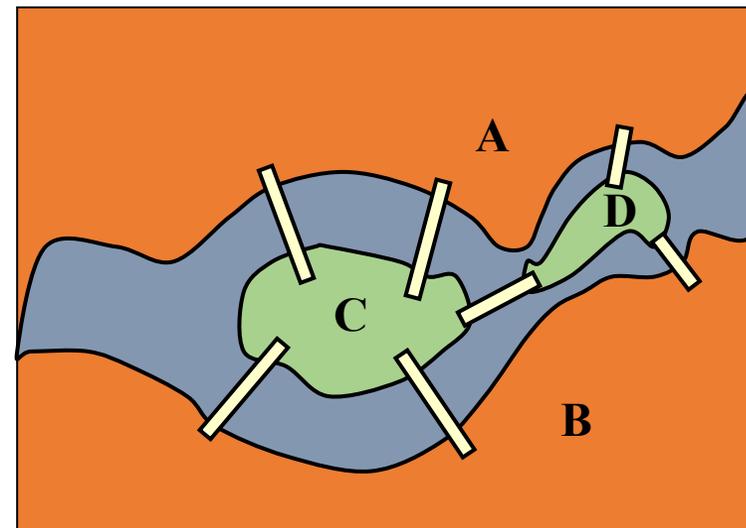


- 哥尼斯堡七桥问题：一个漫步者如何能够走过这七座桥，并且每座桥只能走过一次，最终回到原出发地。

2.1 | 图的起源



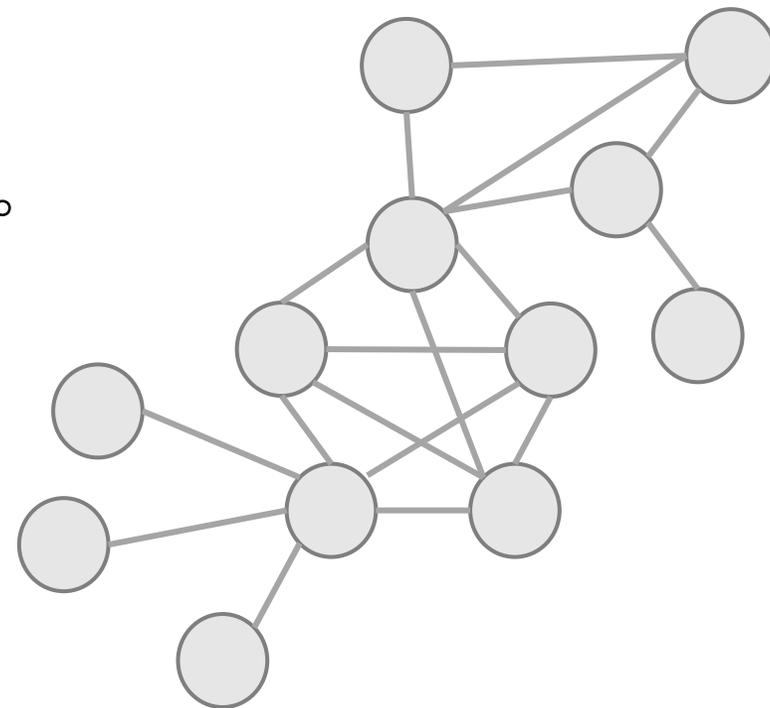
- ▶ 1736年, 欧拉在他的论文中证明了这是不可能的:
- 把陆地缩为一点, 把桥作为连接点的边, 将这个问题抽象成图形的一笔画问题。即能否从某一点开始不重复地一笔画出这个图形, 最终回到原点。
- 这个图形中每一个顶点都与奇数条边相连接, 不可能将它一笔画出。
- ▶ 这就是古典图论中的第一个著名问题。



2.1 | 图的定义



- 一个图是由点集 $V=\{v_i\}$ 和 V 中元素的无序对集 $E=\{e_k\}$ 所构成的二元组，记作： $G=(V, E)$ ，其中 v_i 称为顶点， e_k 称为边。
 $|V|$ 表示顶点个数， $|E|$ 表示边的个数。边是点集中元素的无序对时，称为无向图，否则称为有向图。

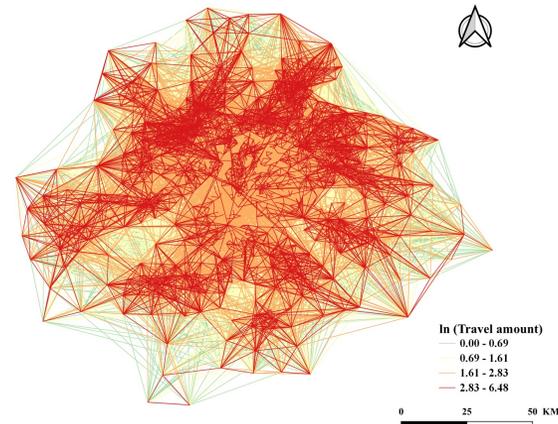
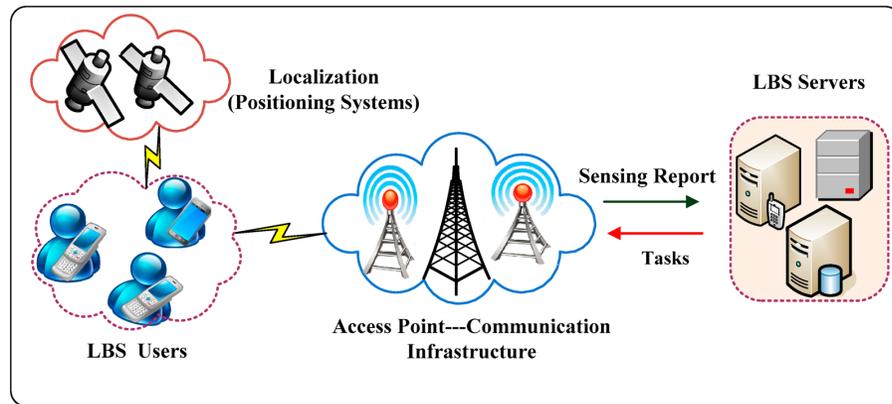
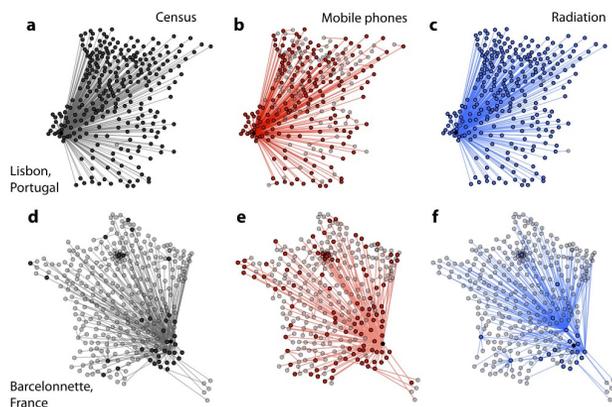


- 图中至少有一个顶点，可以无边；
- 图中两顶点之间有关系就有边，没有关系就无边。

2.1 图论介绍



- 图论是运筹学分支，广泛地应用于物理学、控制论、信息论、工程技术、交通运输、经济管理、电子计算机等各项领域。



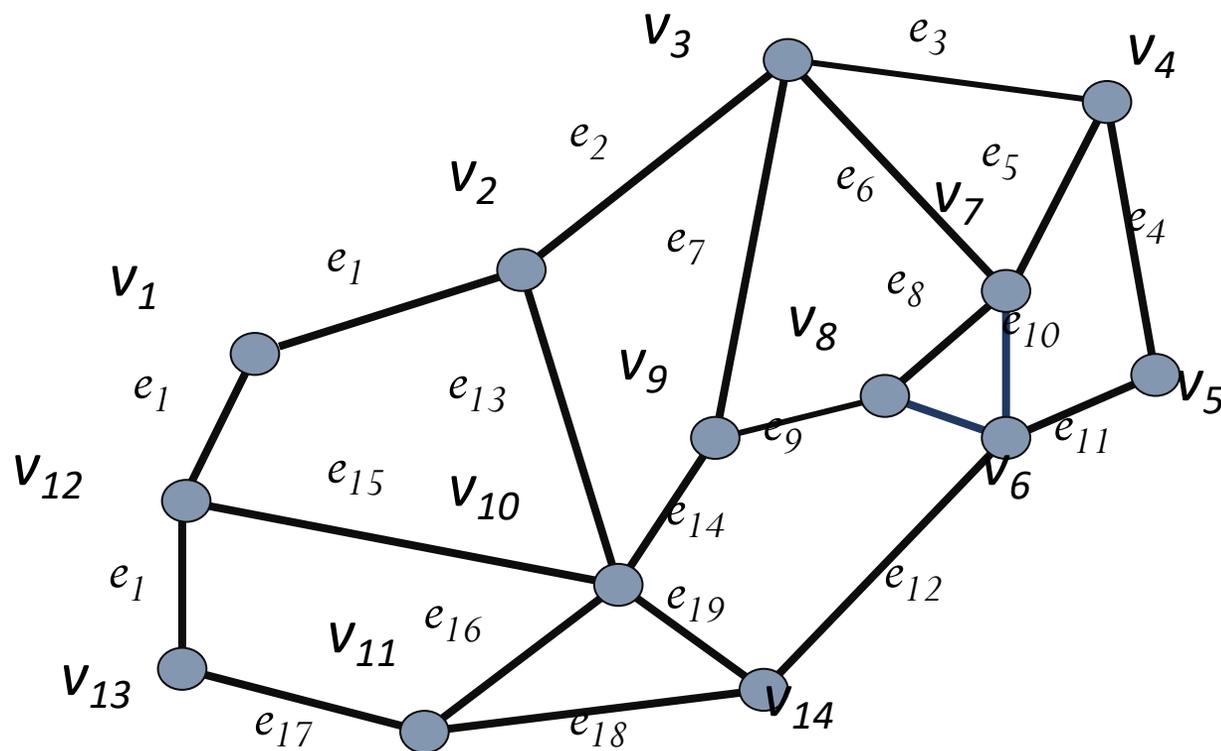
- 对于科学研究、市场和社会生活中的许多问题，可以用图论的理论和方法来加以解决。例如，各种通信线路的架设，输油管道的铺设，铁路或者公路交通网络的合理布局等问题，都可以应用图论的方法，简便、快捷地加以解决。

2.2 | 图的基本特征



➤ 边与结点的关系

- 如果 $e_k = \{v_i, v_j\}$ 是 G 的边，则称节点 v_i 和 v_j 是邻接的(adjacent)， e_k 和 v_i 以及 e_k 和 v_j 均称为关联的(incident)。



2.2 | 图的基本特征

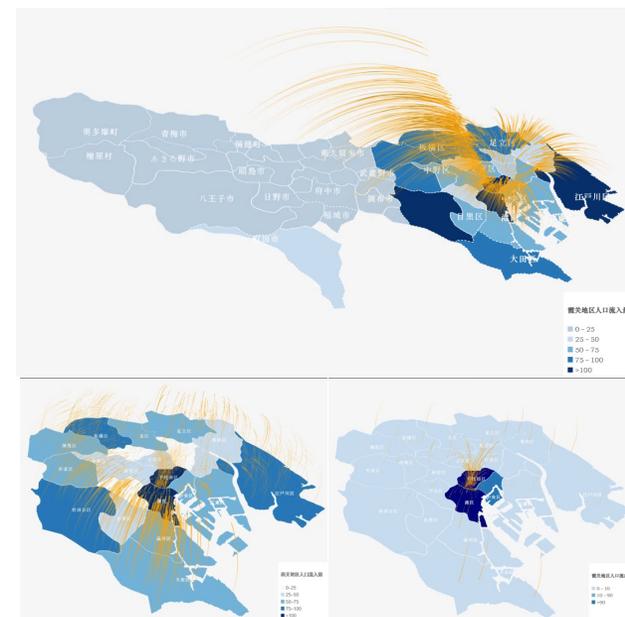


□ 每个节点都有自己的特征信息

- 我们建立一个风控规则，要看这个用户的注册地址、IP地址、交易的收货地址是否一样，如果这些特征信息不匹配，那么系统就会判定这个用户就存在一定的欺诈风险。这是对图节点特征信息的应用。

□ 图谱中的每个节点还具有结构信息

- 如果某段时间某个IP节点连接的交易节点非常多，也就是说从某个IP节点延伸出来的边非常多，那么风控系统会判定这个IP地址存在风险。这是对图节点结构信息的应用。

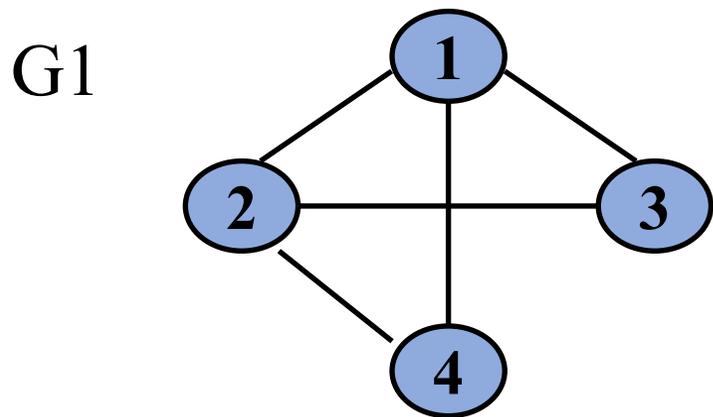


日本东京都震灾地区

2.3 图的存储



► 邻接矩阵：无向图



$$A = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

✓ 无向图的邻接矩阵特征

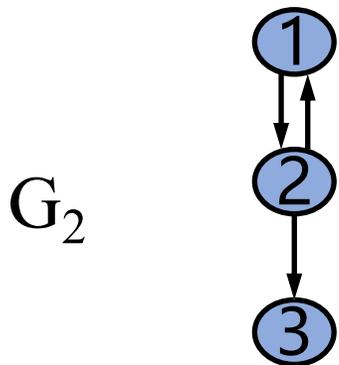
- 是一个对称矩阵；
- 可以进行压缩存储，存储量为 $\mathbf{n(n+1)/2}$ ；（或 $\mathbf{n(n-1)/2}$ ）
- 顶点 V_i 的度为 $d_i =$ 第 i 行（列）非零元素个数

$$= \sum_{j=1}^n A(i, j) = \sum_{j=1}^n A(j, i)$$

2.3 图的存储



➤ 邻接矩阵：有向图



$$B = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

✓ 有向图的邻接矩阵特征

- 不一定是对称矩阵，通常是非对称矩阵；

- 存储量为 n^2 （或 $n^2 - n$ ）；

- 顶点 i 的入度： d_i^{in} = 第 i 列非零元素个数 = $\sum_{j=1}^n A(j, i)$

- 顶点 i 的出度： d_i^{out} = 第 i 行非零元素个数 = $\sum_{j=1}^n A(i, j)$

- 顶点 i 的度： $d_i = d_i^{\text{in}} + d_i^{\text{out}}$

➤ 邻接矩阵的优缺点

■ 优点

- 易于判断两顶点间是否有边、弧直接连接；
- 易于求顶点的度。

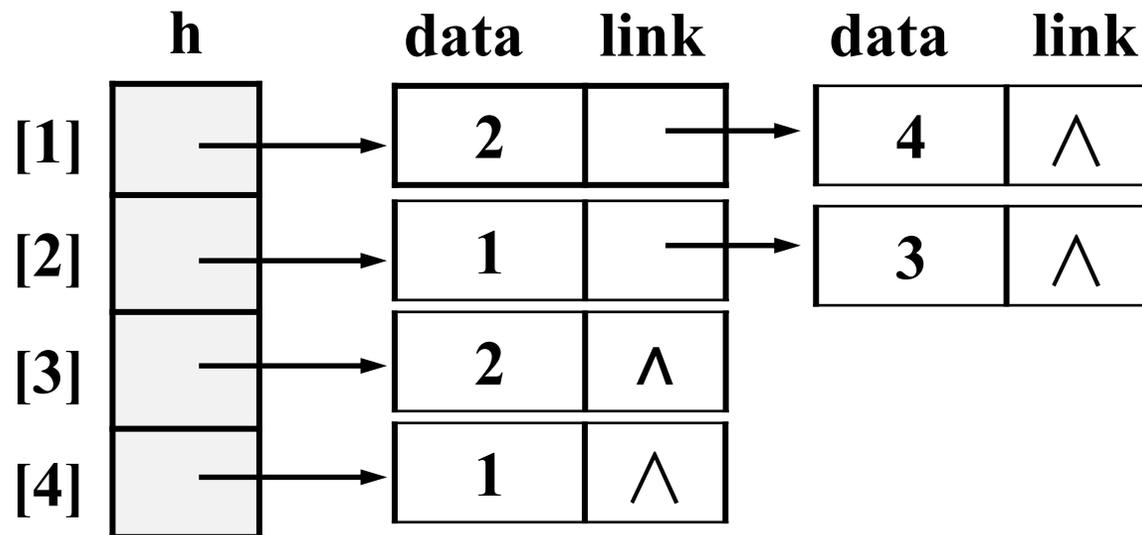
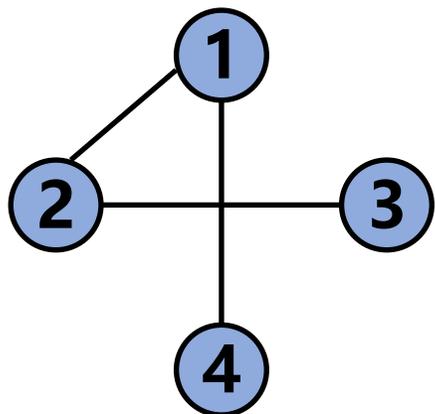
■ 缺点

- 是图的一种静态存储方法，建立这种存储结构时需预先知道图中顶点的个数，不适合动态处理图；
- 若图中边或弧的数目很少，称为稀疏图，此时邻接矩阵中存储了大量的0元素，是稀疏矩阵，浪费空间。

2.3 图的存储



➤ 邻接链表：无向图



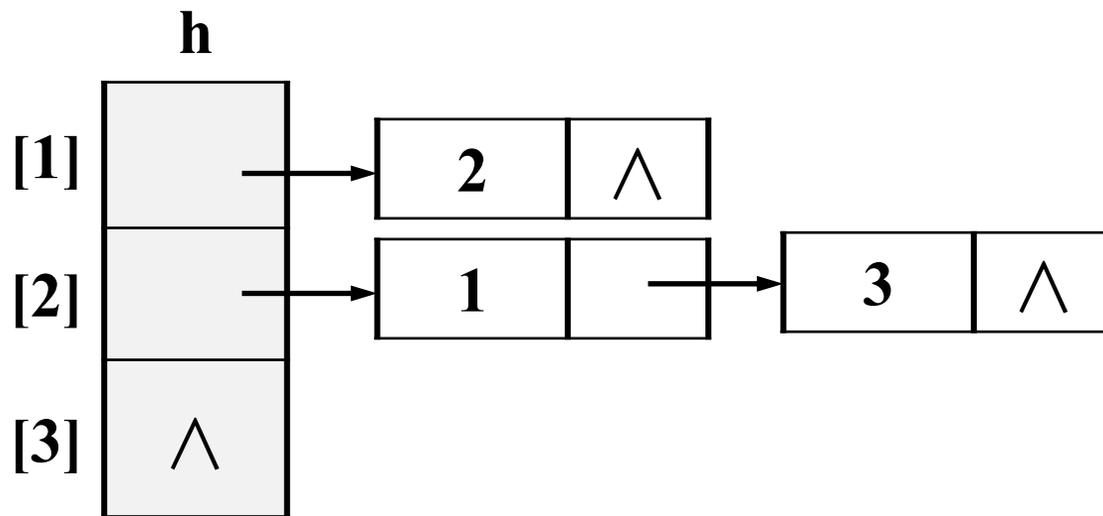
✓ 无向图的邻接表特征

- 若无向图有 n 个顶点， e 条边，则其邻接表需要 n 个表头结点（顶点结点）和 $2e$ 个边结点；
- 第 i 个顶点 v_i 的度正好时第 i 个链表中边结点的个数。

2.3 图的存储



➤ 邻接链表：有向图



✓ 有向图的邻接表特征

- 若有向图有 n 个顶点， e 条边，则其邻接表需要 n 个表头结点（顶点结点）和 e 个边结点；
- 第 i 个顶点 v_i 的出度 $OD(v_i)$ 为第 i 个链表中边结点的个数；
- 若求第 i 个结点 v_i 的入度 $ID(v_i)$ ，则需遍历整个邻接表，统计所有链表中域为 i 的边结点的个数。

➤ 邻接链表的优缺点

■ 优点

- 当图 G 中顶点数 n 多，而边数 e 少时，采用邻接链表比邻接矩阵节省空间；
- 对无向图易确定顶点的度。

■ 缺点

- 对有向图，计算其顶点的入度需另设一逆邻接表；
- 半动态的存储结构；
- 无向图中一条边存储了两次，对一条边操作需搜索邻接表两次，处理边结点两次。

2.4 | 传统网络概念



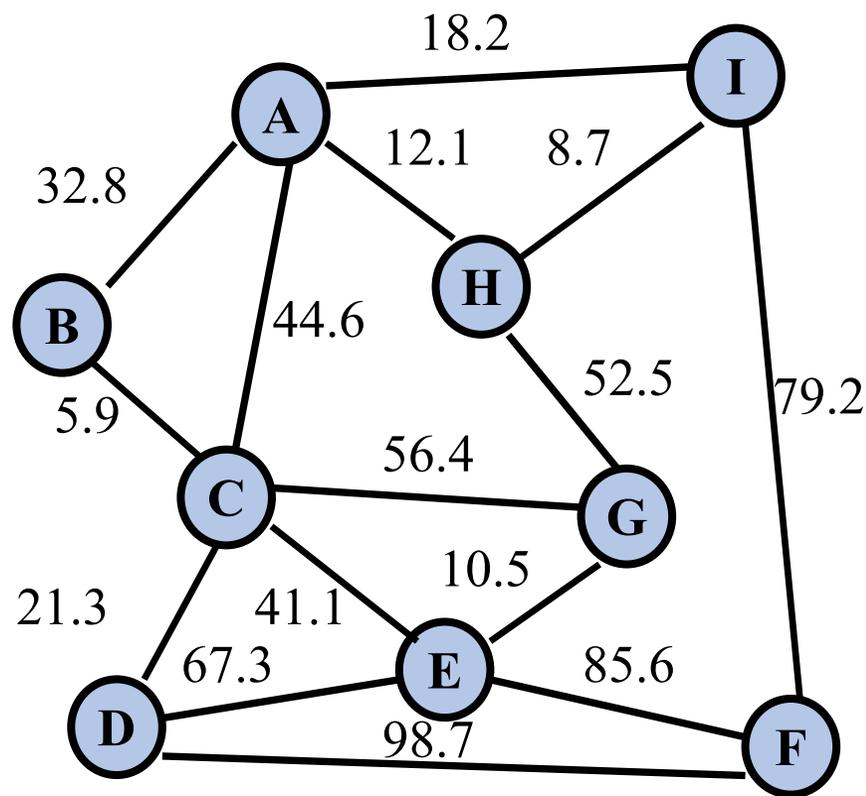
► 传统网络定义

在一个图中，边或弧可以附带一定的数据信息，称之为权。

权可以表示

- 从一个顶点到另一个顶点的距离
- 花费的代价
- 所需的时间
- 次数
-

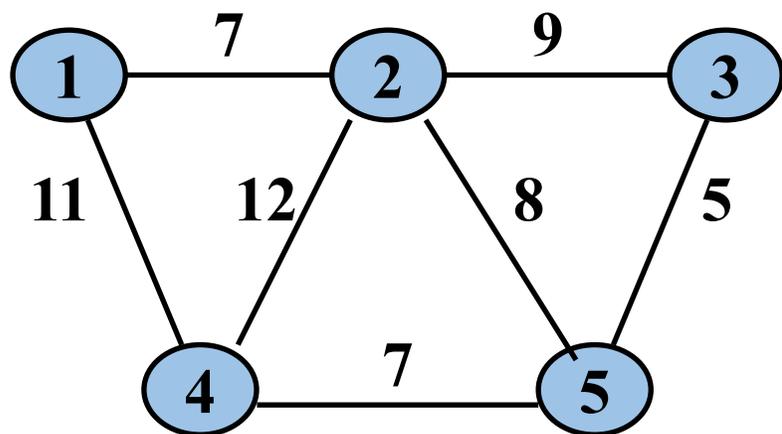
带权的图称为网络或网。



2.4 | 传统网络存储



► 传统网络的邻接矩阵



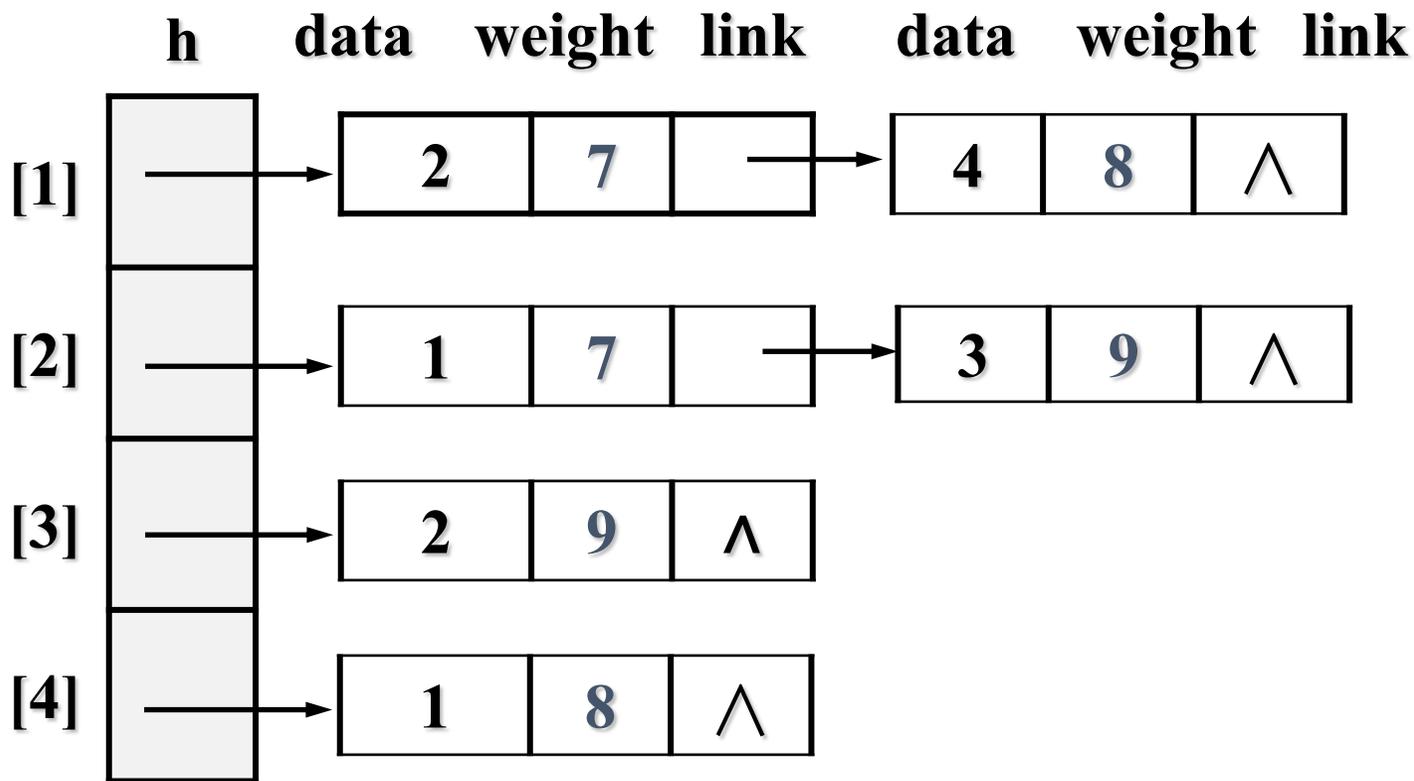
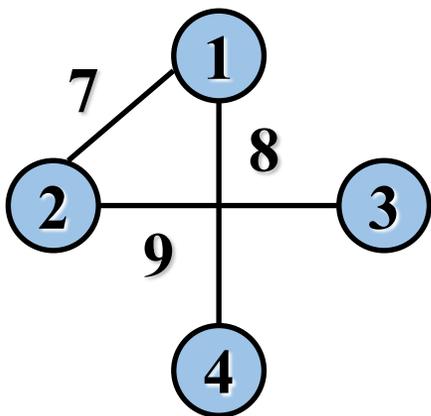
$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} \infty & 7 & \infty & 11 & \infty \\ 7 & \infty & 9 & 12 & 8 \\ \infty & 9 & \infty & \infty & 5 \\ 11 & 12 & \infty & \infty & 7 \\ \infty & 8 & 5 & 7 & \infty \end{pmatrix}$$

- 无向网时，为对称矩阵；
- 有向网时，不一定是对称矩阵。
- ∞ : INT_MAX

2.4 | 传统网络存储



➤ 传统网络的邻接链表





目录



- 1 城市复杂网络模型介绍
- 2 图论与传统网络
- **3 复杂网络**
- 4 城市复杂网络应用
- 5 总结

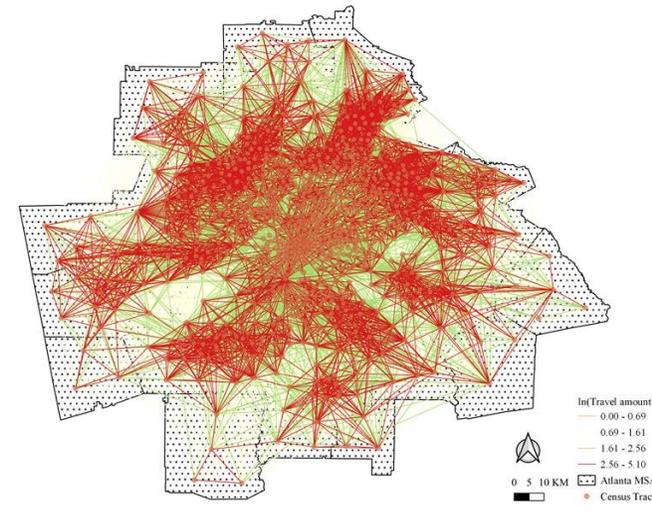
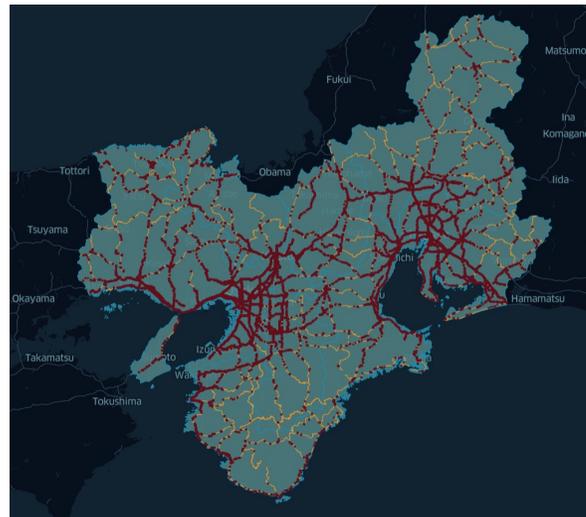


- 3.1 复杂网络概念
- 3.2 复杂网络与传统网络区别
- 3.3 复杂网络统计指标
- 3.4 小世界网络与无标度网络

3.1 | 复杂网络概念



- **复杂网络 (complex network)**，是复杂系统研究的拓扑基础。近几年发展起来的复杂网络方法，是现代复杂性科学的一个重要分支，它为人们认识系统复杂性提供了一个新的视角。

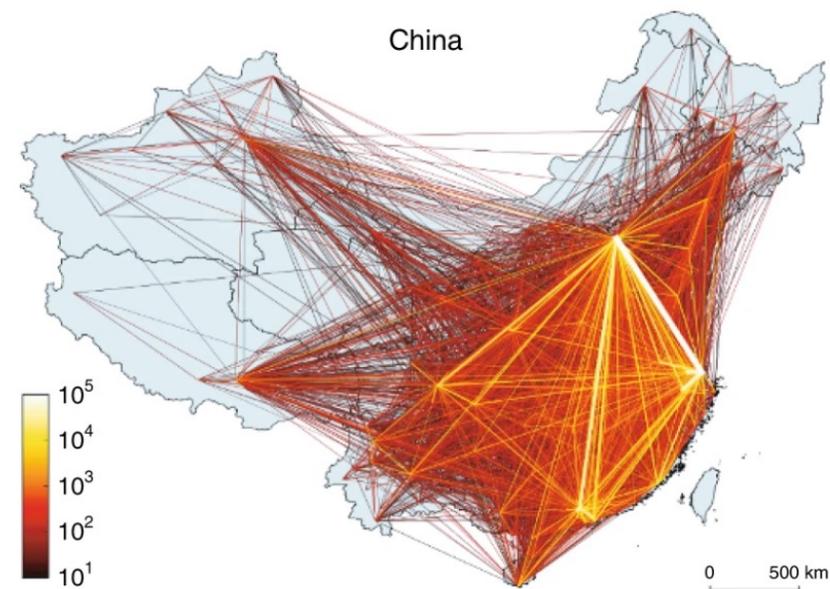


- 该分支，以具有自组织、自相似、吸引子、小世界、无标度中部分或全部性质的网络为研究对象，主要研究网络的几何性质、拓扑结构，研究网络的结构稳定性、网络演化的统计规律，以及网络形成与演化的动力学机制等。

3.1 复杂网络概念



- 简而言之，所谓复杂网络即呈现高度复杂性的网络。其复杂性主要表现在以下几个方面：
 1. **结构复杂**，表现在节点数目巨大，网络结构呈现多种不同特征。
 2. **网络进化**，表现在节点或连接的产生与消失。例如 Worldwide Network，网页或链接随时可能出现或断开，导致网络结构不断发生变化。
 3. **连接多样性**，节点之间的连接权重存在差异，且有可能存在方向性。



3.1 | 复杂网络概念



- 4. **动力学复杂性**，节点集可能属于非线性动力学系统，节点状态随时间发生复杂变化。
- 5. **节点多样性**，复杂网络中的节点可以代表任何事物，例如，人际关系构成的复杂网络节点代表单独个体，万维网组成的复杂网络节点代表不同网页。
- 6. **多重复杂性融合**，多重复杂性相互影响，导致更为难以预料的结果。

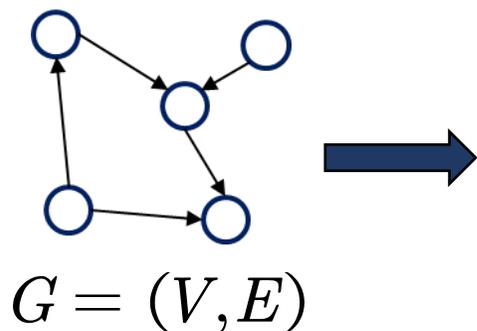


3.2 复杂网络与传统网络区别



■ 复杂网络与传统的图论网络相比较，具有几个方面的显著不同之处：

1. 以节点的数量来说，传统的网络皆属于小网络，节点数不过数十个至上百个（特殊情况才会到百个点），但复杂网络的节点数，少则数千个多则达百万个，数量的增加使得网络的复杂度大大的提高。
2. 复杂网络给人们带来了一种新视野，让人们发掘出在复杂的点边关系中所潜伏的规律或普遍存在的特性，以及其物理学、社会学或生物学意义，这是以往的传统网络所不及的。

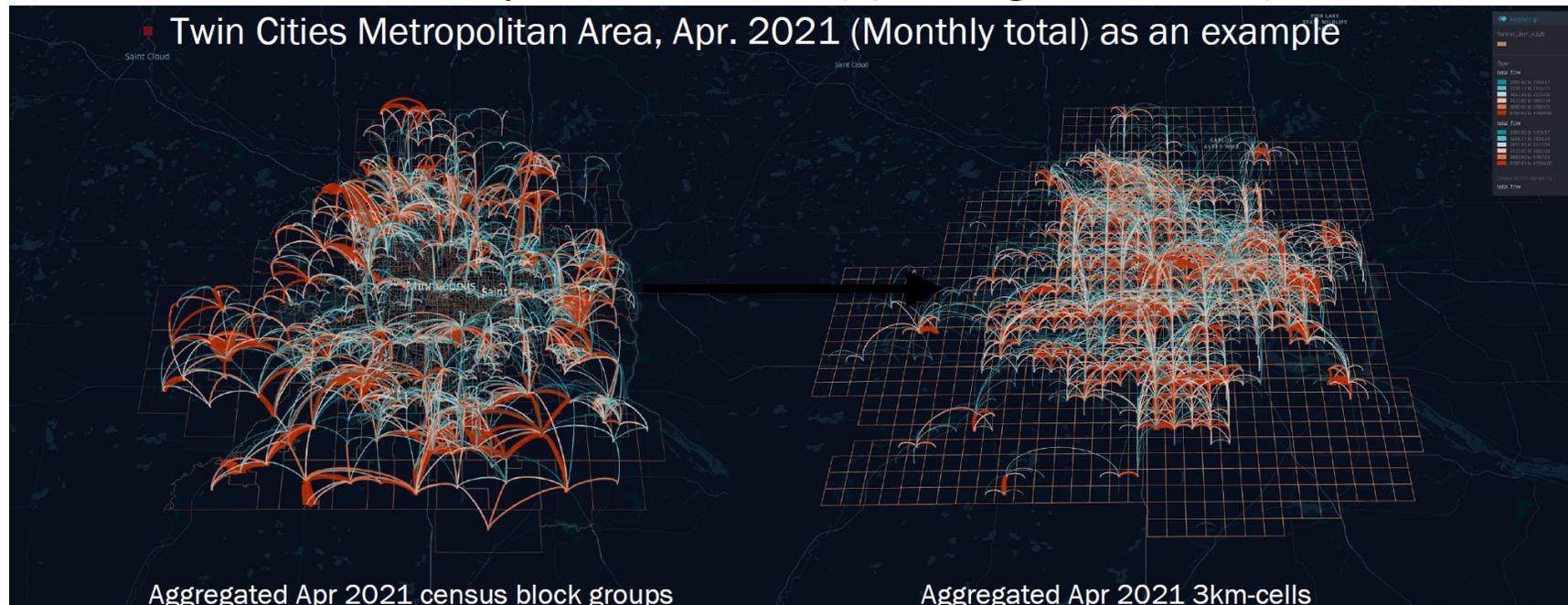


3.2 | 复杂网络与传统网络区别



3. 从研究方法来说，传统的网络研究，主要依赖数理推导和作图技巧研究小网络，但是面对数量级倍增的复杂网络，必须借助于计算机完成大量的计算和作图任务。
4. 从研究议题而言，复杂网络所涵盖的议题相当广泛，横跨了自然科学和社会科学等领域。

◆ Device-level mobility data, whole US (spanning 2020-2022)



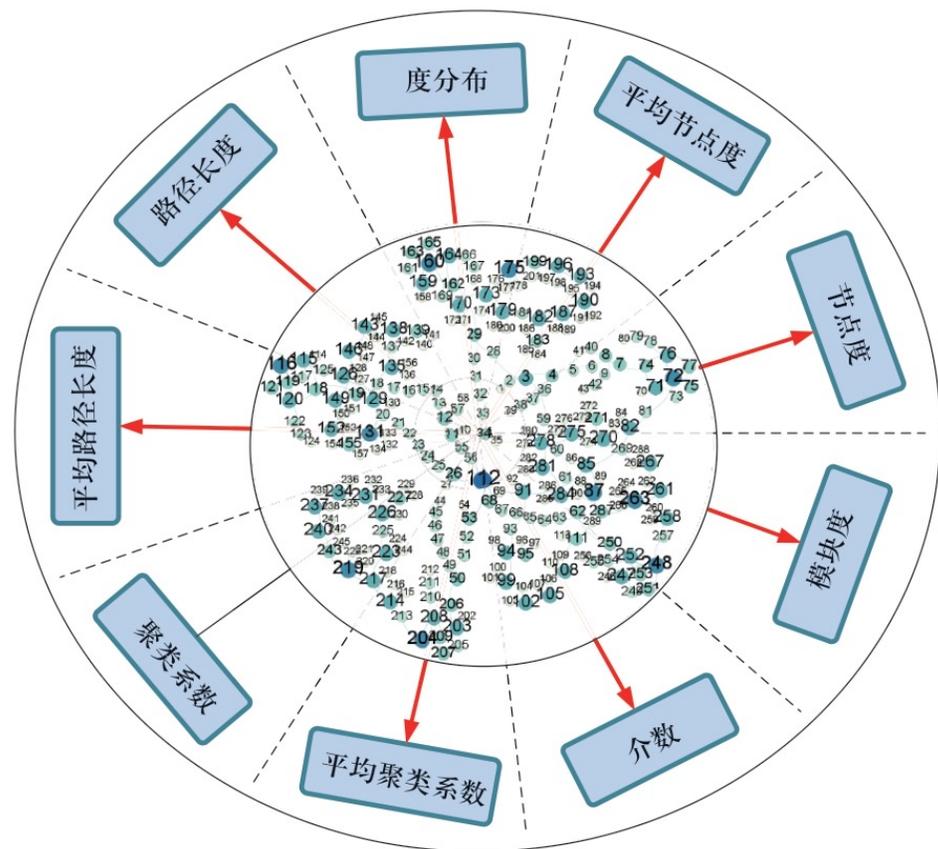
3.3 复杂网络统计指标



- 复杂网络的基本统计指标，包括：度及其分布特征、平均路径长度、群聚系数、介数等。

1. 度与度分布

- 数学图论中定义，网络中一个节点的度，指该节点拥有的边的个数。
- 度分布，是指不同的度在网络中出现的概率分布。通常我们定义网络的度分布 $P(k)$ ，为网络中度数为 k 的节点个数占节点总个数的比例。



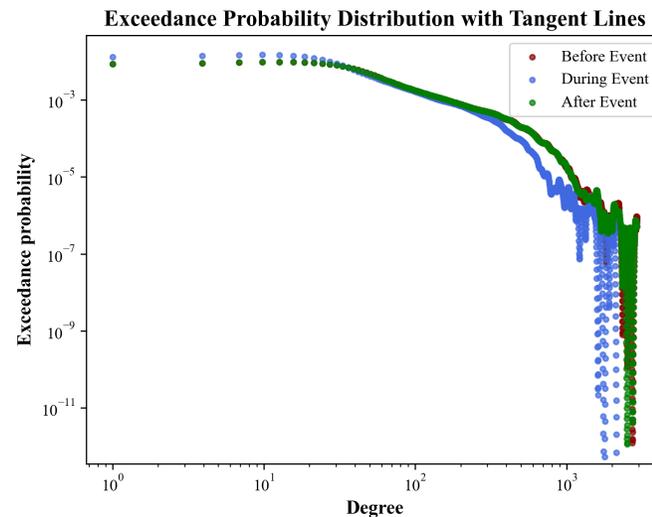
3.3 复杂网络统计指标



$P(k)$ 也等于在随机一致的原则下挑选出具有节点度为 k 的概率。对任一给定的网络，可用直方图来表示，而这直方图就是网络的度分布（以下简称度分布）。

网络的度分布的基础上，可以进一步定义网络的 **累计度分布**：

$$P_k(d > k) = \sum_{s>k}^{\infty} P(s)$$



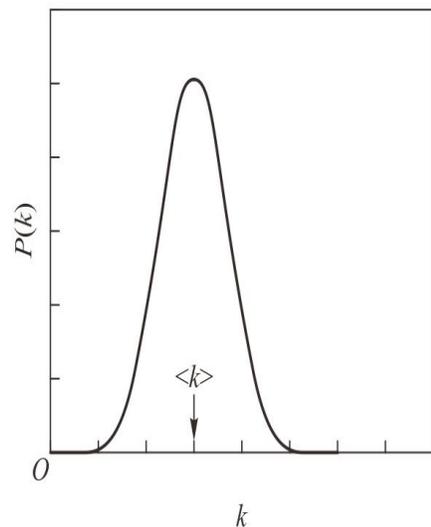
累计度分布

3.3 复杂网络统计指标

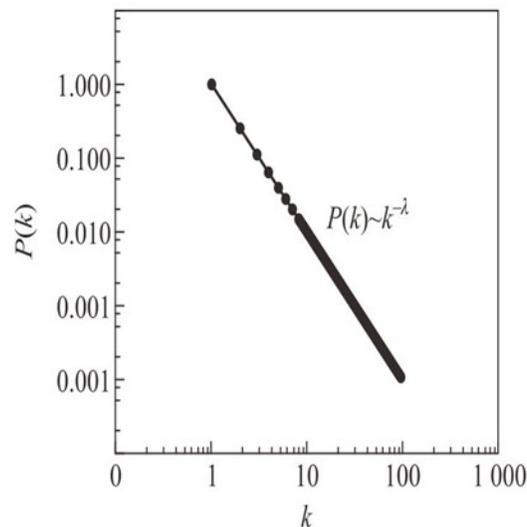


下图为泊松度分布 (a) 和幂律度分布 (b) 。

- 泊松分布是一个山峰形的分布，其平均度在网络中拥有最大的出现概率，而随着偏离平均度的程度越大，它出现概率越小。
- 幂律度分布，则呈现出胖尾的直线分布，表示随着度数的增加，拥有这样度数的节点数将随之减少。



泊松分布(a)



幂律分布(b)

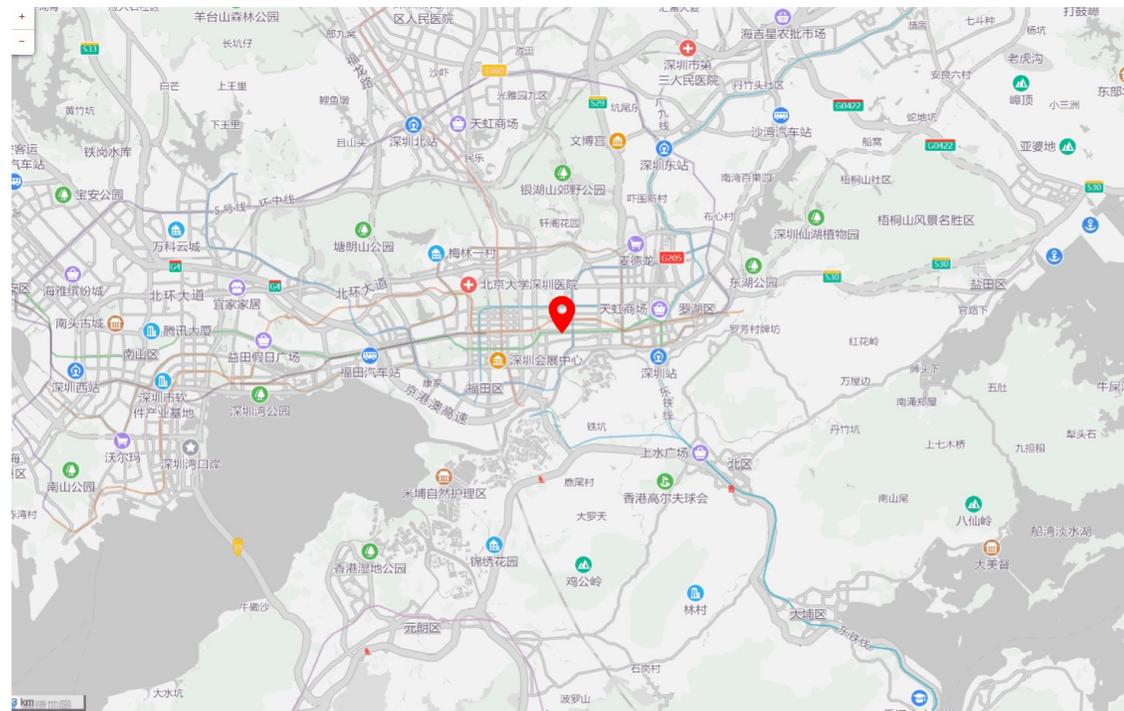
3.3 复杂网络统计指标



2. 距离与平均路径长度

➤ 在网络研究中，一般定义：

- 两个节点之间的距离（路径长度）为两个节点间最短路径的长度；
- 网络的直径为任意两个节点之间的最大距离；
- 网络的平均路径长度则是所有节点对之间距离的平均值，它描述了网络中节点之间的分离程度。



各区域间路径

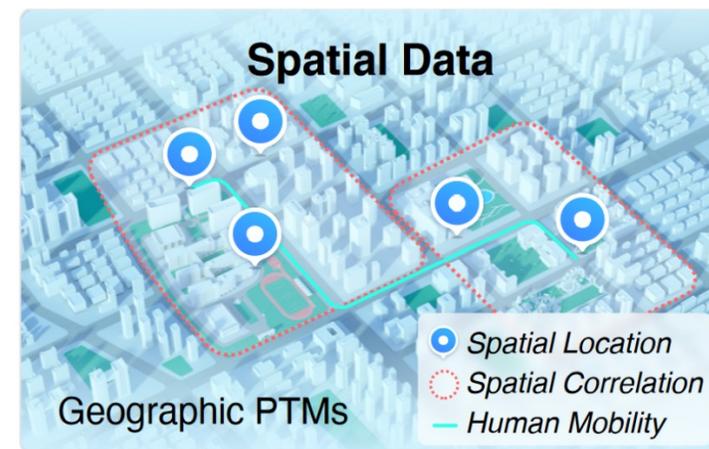
3.3 复杂网络统计指标



网络的平均路径长度的计算公式为

$$L = \frac{1}{\frac{1}{2}N(N+1)} \sum_{i \geq j} d_{ij}$$

式中： d_{ij} 表示从节点*i*到节点*j*的最短路径长度，*N*表示节点总数。式中的定义包含了从每个节点到其自身的距离（为0），且排除了网络中存在孤立点的问题。



最短路径长度



3. 群聚系数

➤ 群聚系数，也称集群系数，是用来衡量一个网络中的节点之间结集成团的程度的指标。两个节点之间的距离（路径长度）为两个节点间最短路径的长度；

- 节点*i*的群聚系数的定义如下：

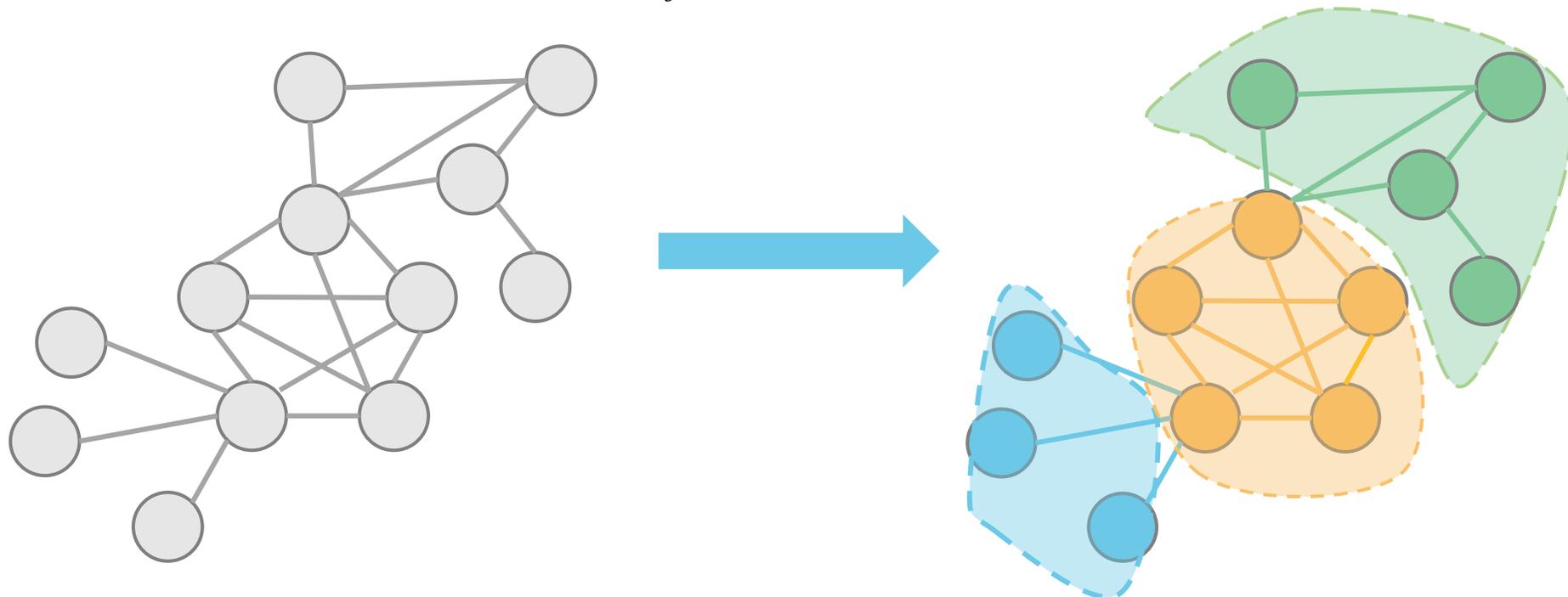
$$C(i) = \frac{2e(i)}{k(i)(k(i) - 1)}$$

- 网络的群聚系数，被定义为各节点群聚系数的平均值，即：

$$C = \frac{1}{N} \sum_i C_i$$

- 赋权网络（对边赋权），其节点*i*的群聚系数被定义为：

$$C_i^w = \frac{1}{(k_i - 1) \sum_j w_{ij}} \sum_{(j,k)} \frac{w_{ij} + w_{ik}}{2} a_{ij} a_{jk} a_{ik}$$



群聚系数衡量节点之间结集成团的程度



4. 介数

- ▶ 介数，分为两种，即节点介数和边介数。节点（边）的介数，是指网络中所有的最短路径中经过该节点（边）的数量比例。介数反映了相应的节点或边在整个网络中的作用和影响力。节点*i*的群聚系数的定义如下：
 - 节点*k*的介数，可以通过下式计算：

$$B_k = \sum_{(i,j)} \frac{g_k(i,j)}{g(i,j)}$$

式中： $g_k(i,j)$ 为连接节点*i*和*j*，且通过节点*k*的最短路径数； $g(i,j)$ 为连接节点*i*和*j*的最短路径数。

3.4 小世界网络与无标度网络

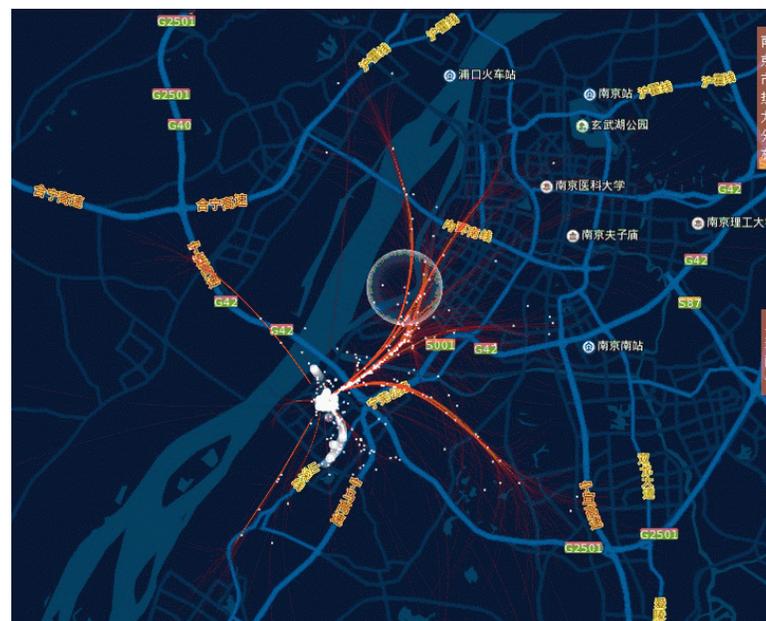


■ 复杂网络，一般具有两个共性，即小世界网络与无标度网络。

1. 小世界网络

• 小世界网络，描述了许多复杂网络的一个共性，即：大多数网络尽管规模很大，但是任意两个节（顶）点间却存在一条相当短的路径。

➤ 例如，在庞大的人际关系网络中，人与人相互认识的很少，但是任何一个人却可以找到一条相当短的路径，去结识他不认识的距他很远的其他人。这正如麦克卢汉所说，地球变得越来越小，“地球村”就是对“小世界”的形象描述。





小世界网络的判定准则有两个：

- (1) 平均路径长度短；
- (2) 高集聚系数。

许多复杂网络尽管节点数目巨大，但节点之间的特征路径长度则非常小。**集聚系数**则是用来描述“抱团”现象的，也就是“你朋友之间相互认识的程度”。

数学上来说，一个节点的集聚系数等于与它相连的节点中相互连接的点对数与总点对数的比值。**高集聚系数**实际上保证了较小的特征路径长度。

3.4 | 小世界网络与无标度网络

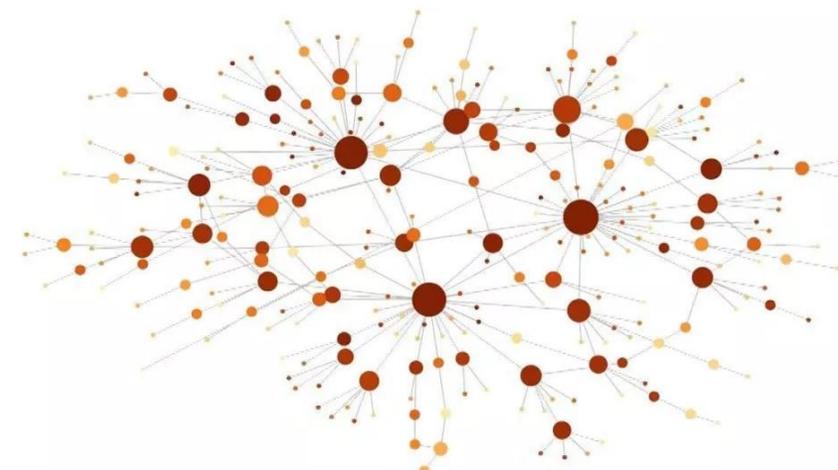


2. 无标度网络

- 无标度网络，是指网络的度分布满足幂律分布。也就是说无标度网络的度分布满足幂律性质，即：

$$P(d = k) \propto k^{-\alpha}$$

式中： $P(d = k)$ 表示度 $d = k$ 的概率， α 为幂指数。



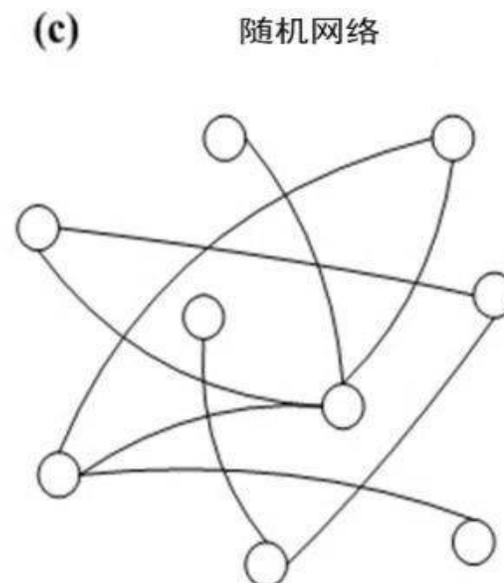
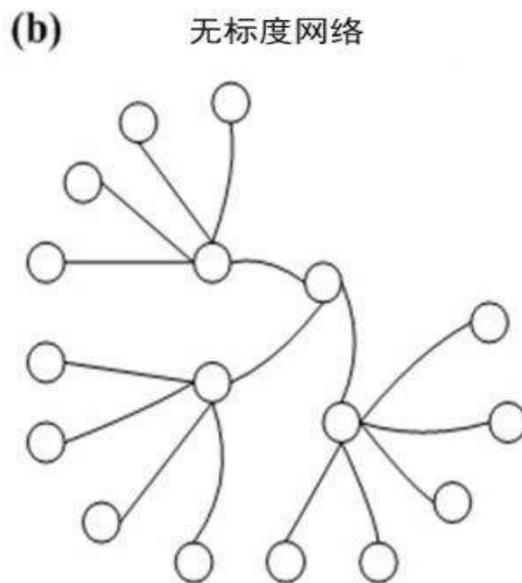
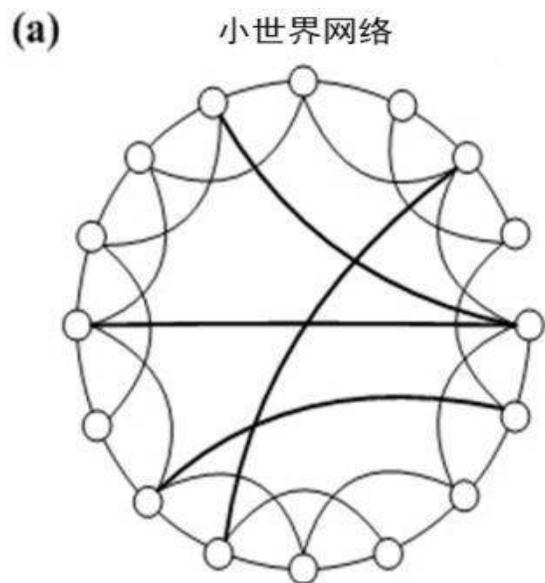
无尺度网络（或称无标度网络）是带有一类特性的复杂网络，其典型特征是在网络中的大部分节点只和很少节点连接，而有极少的节点与非常多的节点连接。这种关键的节点（称为“枢纽”或“集散节点”）的存在使得无尺度网络对意外故障有强大的承受能力，但面对协同性攻击时则显得脆弱。现实中的许多网络都带有无尺度的特性，例如因特网、病毒传播网络、金融系统网络、社会人际网络等等。

3.4 | 小世界网络与无标度网络



随机网络的度分布属于正态分布，因此有一个特征度数，即大部分节点的度数都接近它。

无尺度网络的度分布是呈集散分布，大部分节点之间只有比较少的连接，而少数节点有大量的连接。由于不存在特征度数，因此得名“无尺度”。





目录



- 1 城市复杂网络模型介绍
- 2 图论与传统网络
- 3 复杂网络
- 4 城市复杂网络应用
- 5 总结



- 4.1 城市网络模型应用综述
- 4.2 不同经济水平人群活动特征分析
- 4.3 短期城市人类活动流量预测及分析
- 4.4 基于复杂网络分析的城市空间结构演化研究
- 4.5 基于大规模轨迹数据的人群移动行为韧性模式

4.1 城市网络模型应用综述



背景



□ 城市化水平提高带来的问题：

- 交通拥堵问题
- 日益严重的空气污染
- 无序的城市扩张
- 基础设施匮乏和服务

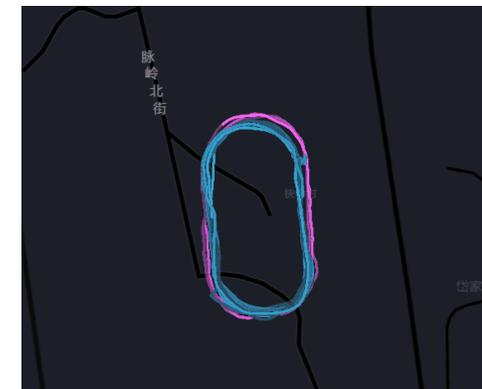
可持续城市的发展面临严峻的挑战！

4.1 城市网络模型应用综述

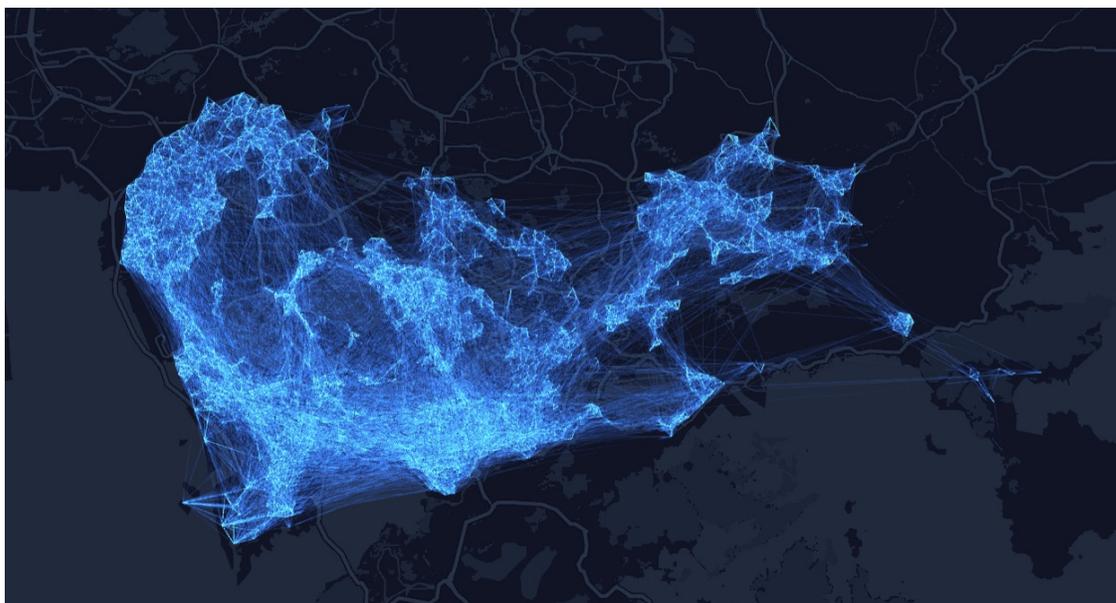


➤ 轨迹数据

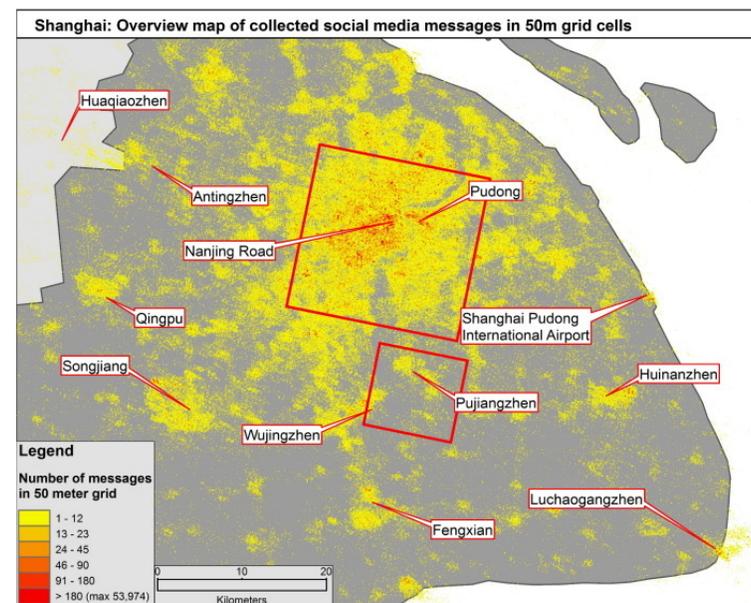
- ❑ 移动设备和位置感知技术的发展使我们能够记录大量、详细的个人移动数据
- ❑ 轨迹数据反映人类活动行为偏好、移动模式、习惯和兴趣 (Solomon et al. 2021)
- ❑ 轨迹数据是理解人类活动和城市研究的重要途径 (Yan et al. 2020)



学生跑步时的手机GPS记录



手机信令数据



社交媒体签到数据

出租车OD数据
智能交通刷卡记录
共享单车轨迹
.....

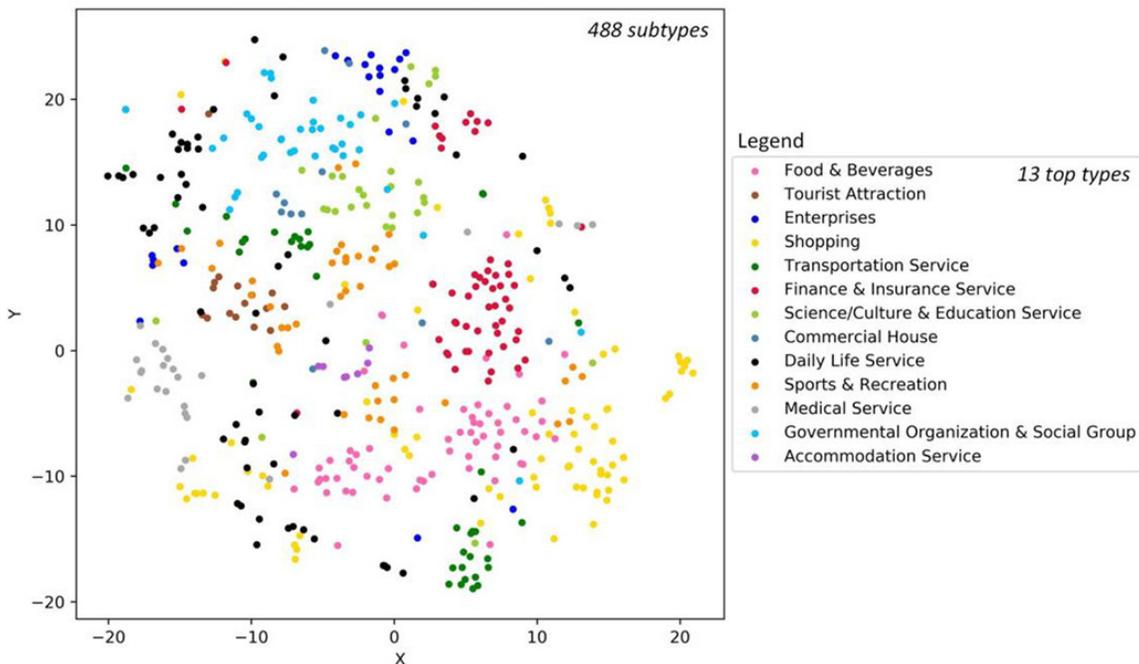
4.1 城市网络模型应用综述



其它多源空间数据

多源空间数据为城市空间结构的分析带来更丰富的信息，反映人类与城市环境的空间交互机制

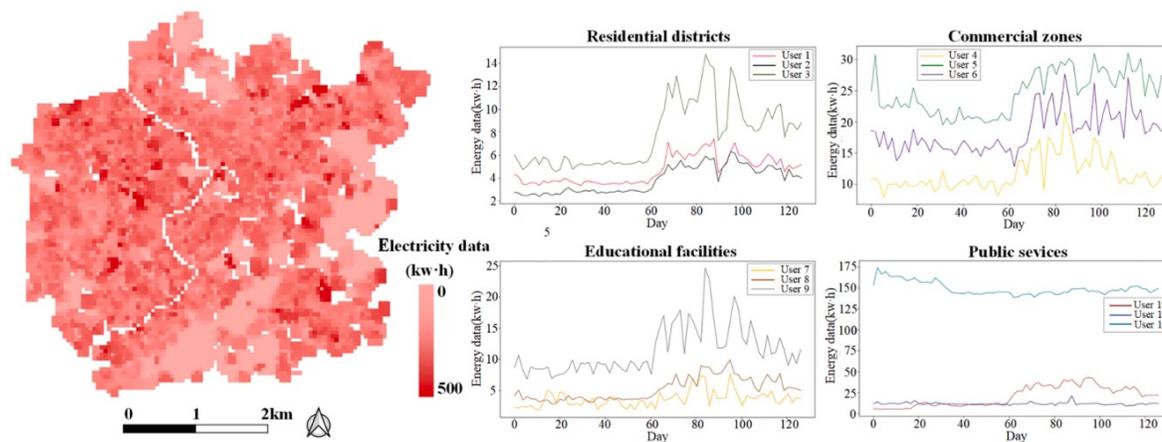
POI-type semantic space



POI数据 (Liu et al. 2020)



城市路网数据 (Vuurstaek et al. 2020)

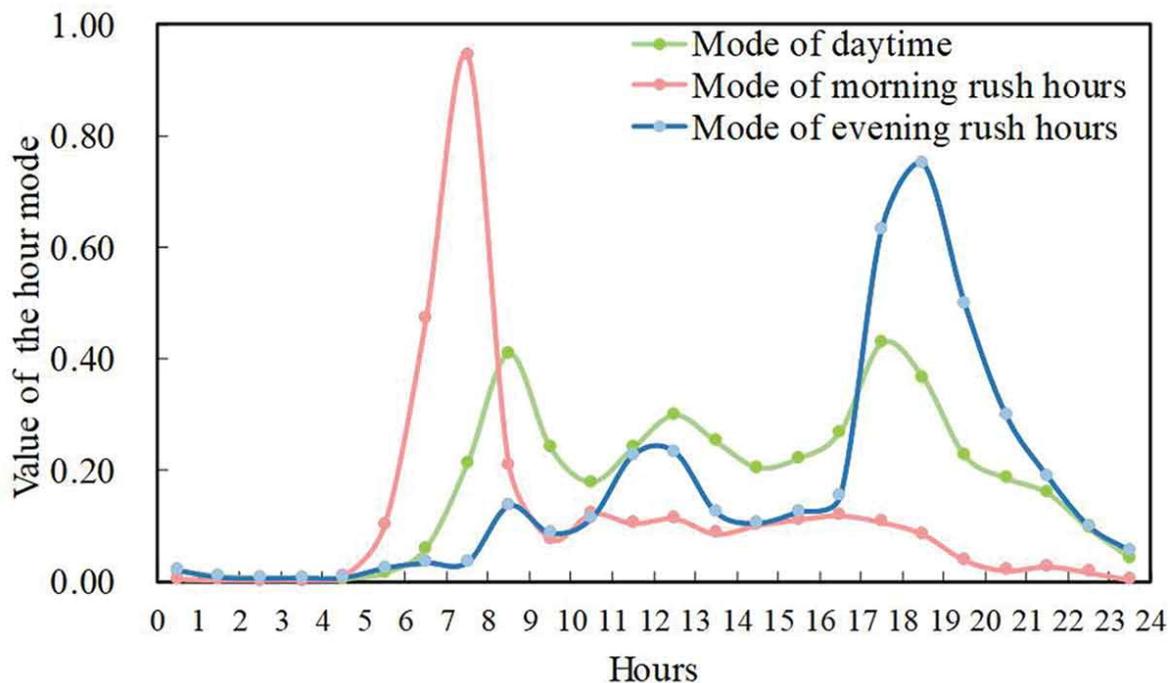


城市电力数据 (Yao et al. 2022)

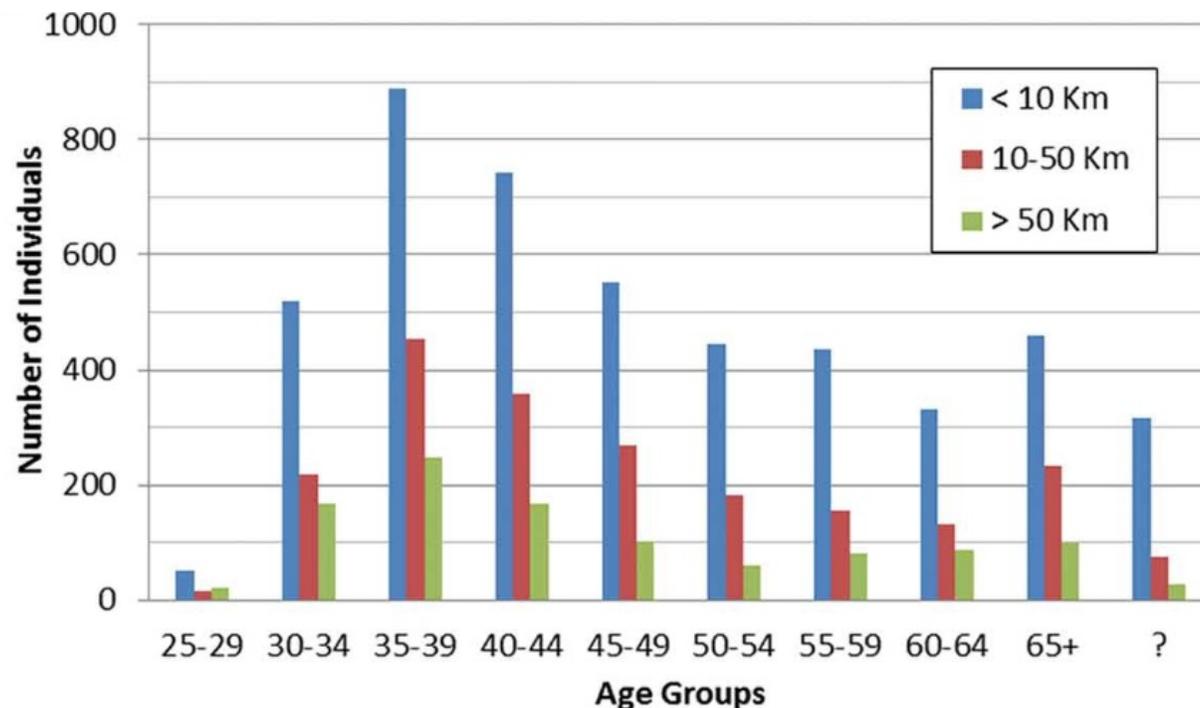
4.1 城市网络模型应用综述



➤ 人类移动行为特征



人类活动模式挖掘 (Cao et al. 2020)



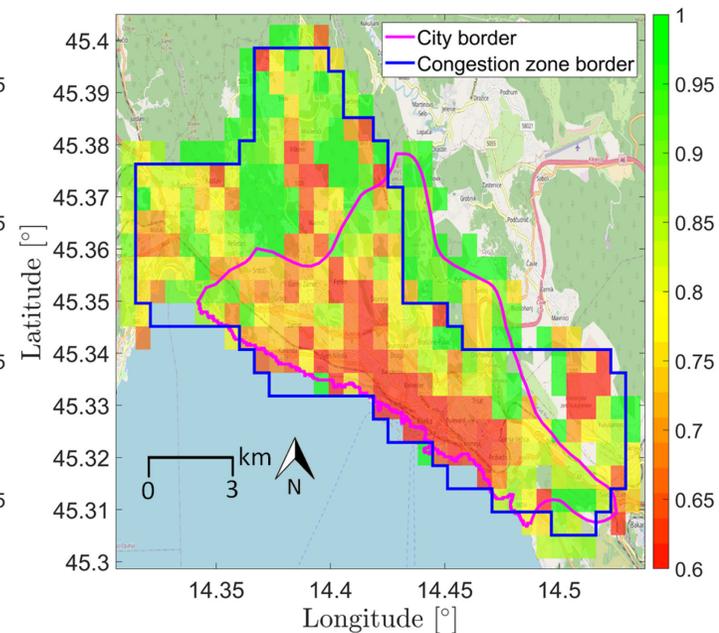
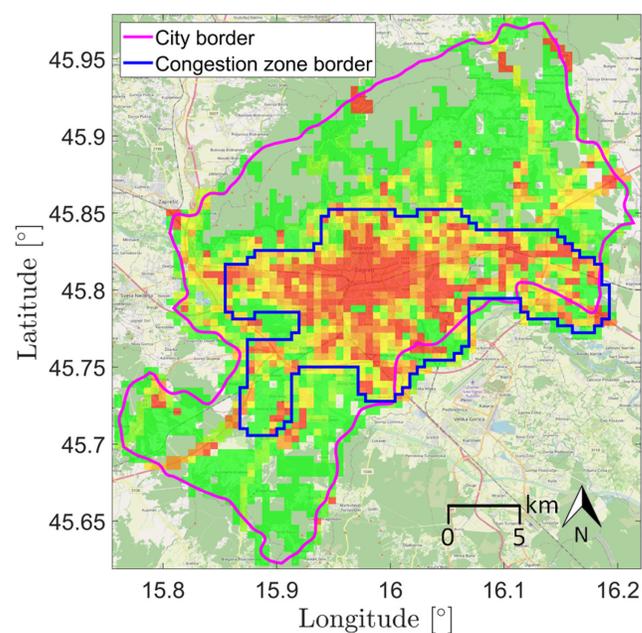
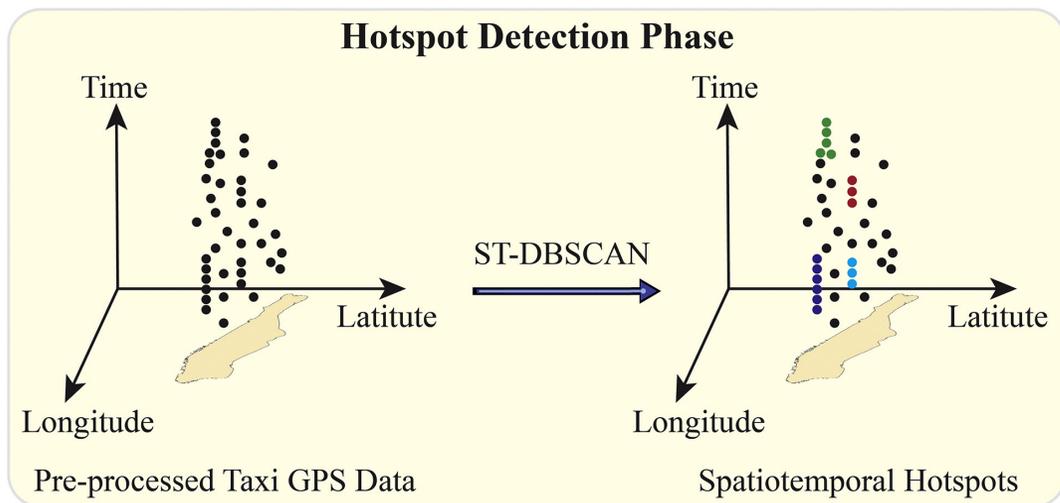
不同类型人群的活动规律分析 (Chow et al. 2018)

城市居民的出行习惯是辅助城市规划管理部门公共交通分配和调度决策的重要途径

4.1 城市网络模型应用综述



城市热点挖掘



基于密度聚类方法检测轨迹热点 (Liu et al. 2021)

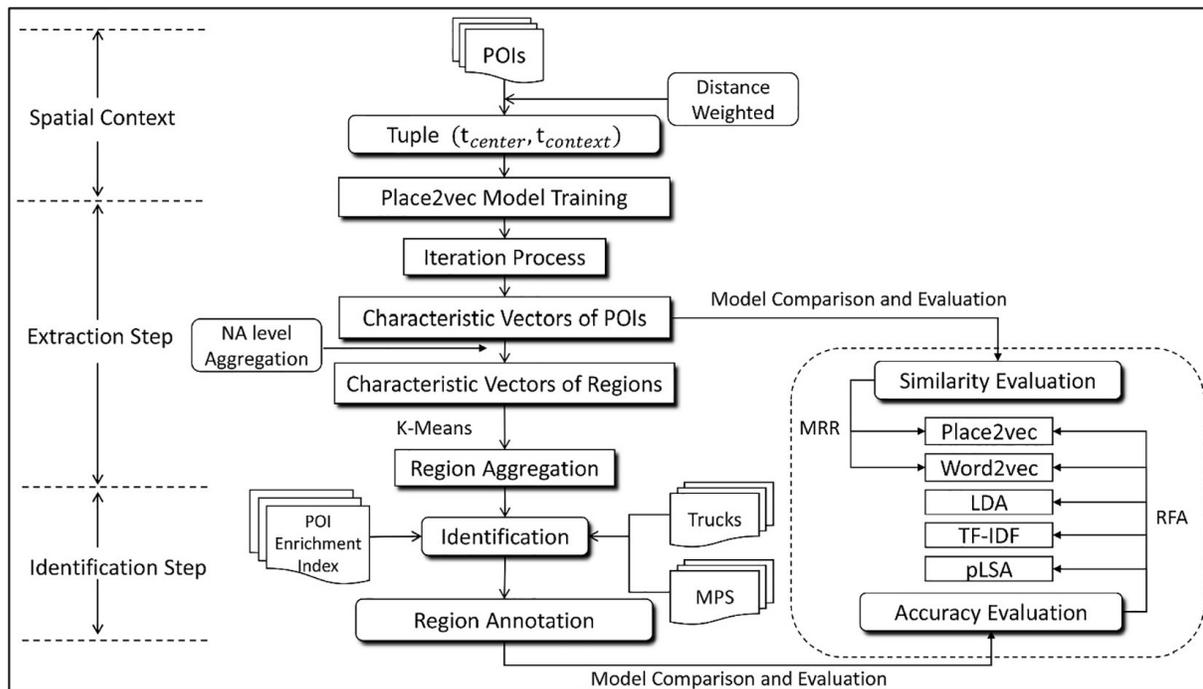
城市拥堵指数空间分布及拥堵边界提取结果 (Erdelić et al. 2021)

城市规划者可以在决策过程中使用这些信息来减少拥堵：改善基础设施，改善交通灯计划等

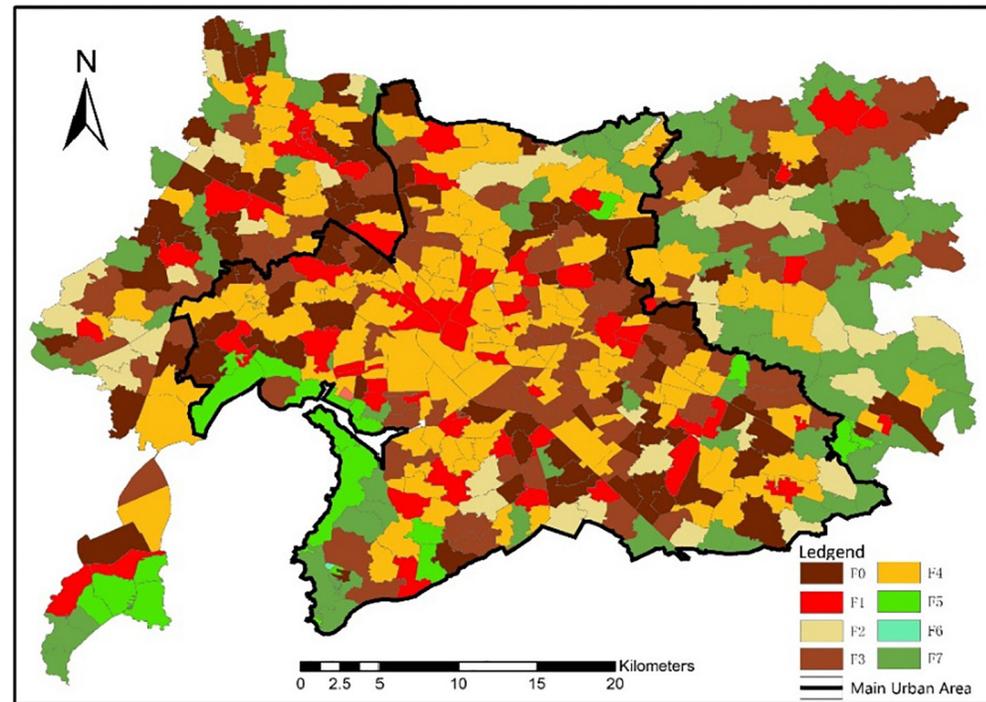
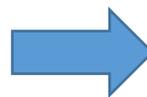
4.1 城市网络模型应用综述



城市功能区识别



轨迹与POI结合识别城市功能区的流程



基于Place2vec和POI的城市功能区域提取和识别结果(Zhai et al. 2019)

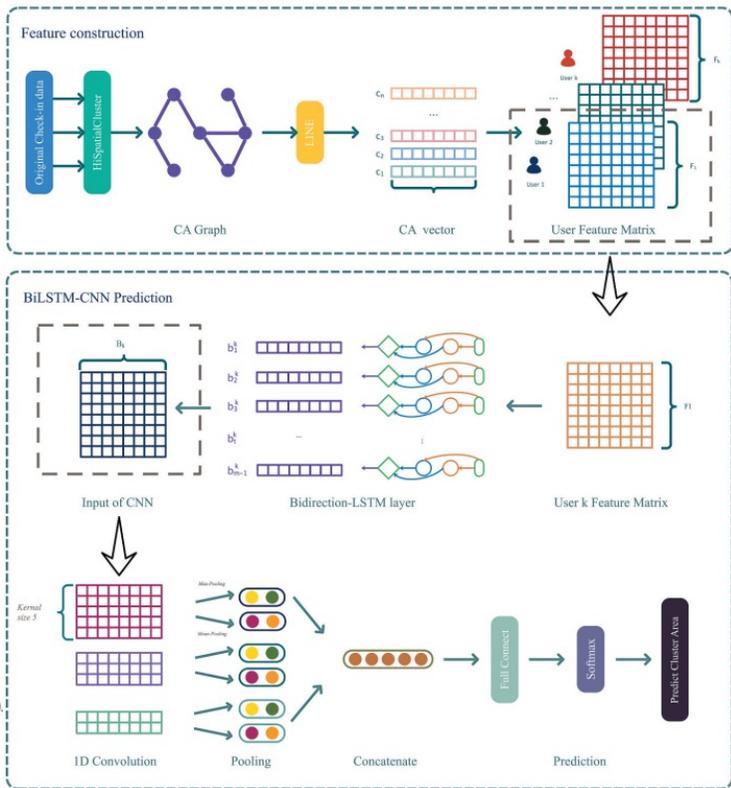
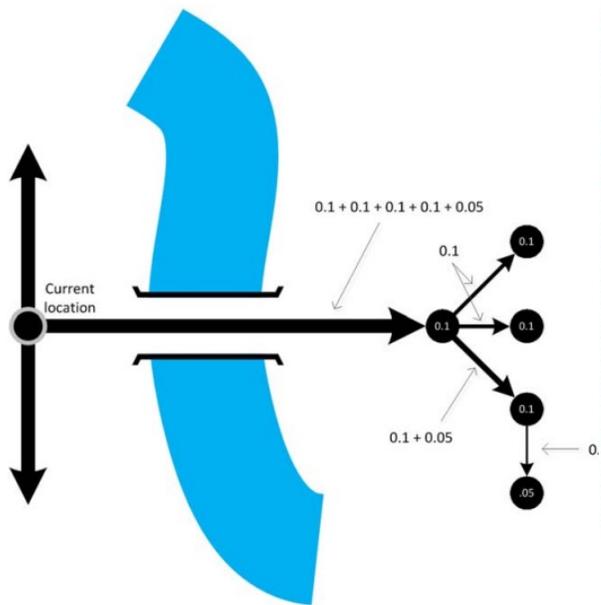
利用轨迹数据来支持城市功能区的识别，可以帮助规划者和研究人员快速掌握城市复杂的空间结构

4.1 城市网络模型应用综述



➤ 人类个体移动行为建模

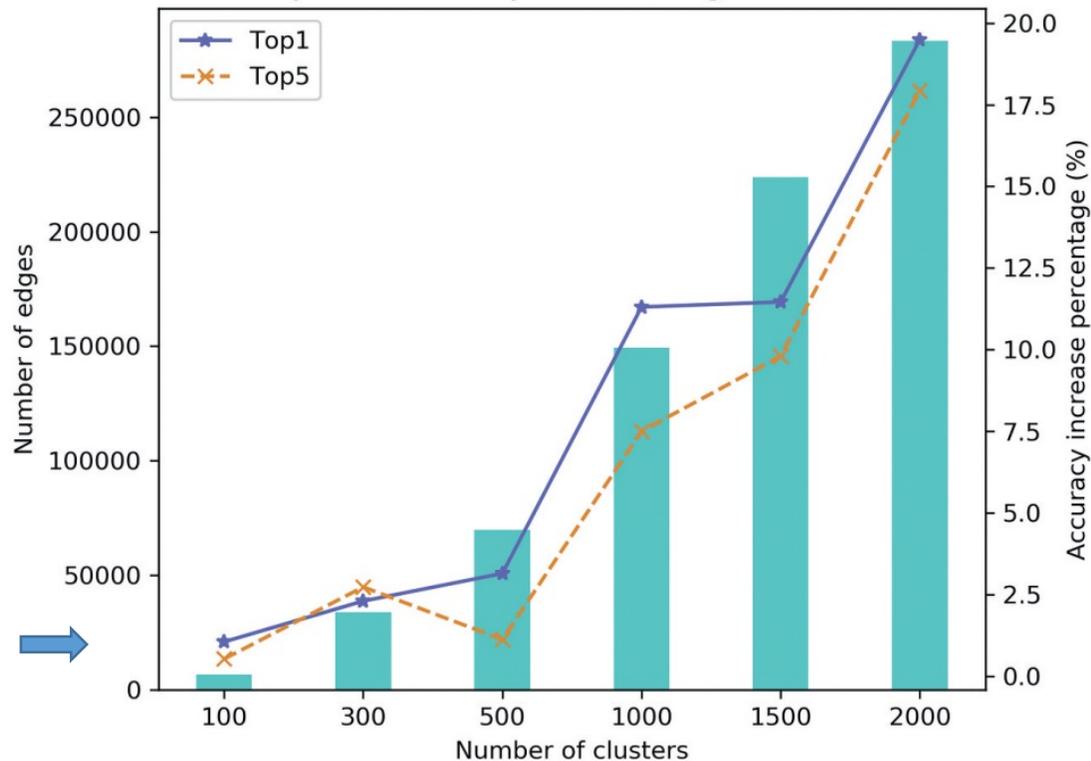
- 下一个地点预测：根据个人访问过的地方的历史推断个人的下一个位置



图片来源于 Krumm et al. 2013

社交媒体用户的下一个位置预测框架 (Bao et al. 2021)

Comparison of Graph Embedding and One-Hot



不同编码方法的下一个位置预测结果对比 (Bao et al. 2021)

主要在精准广告推送、优化基于位置的服务、商铺选址等研究项目应用⁵⁶

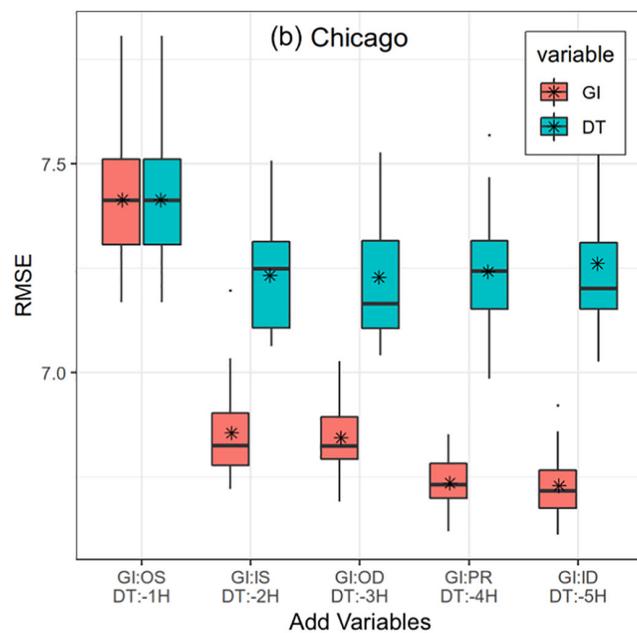
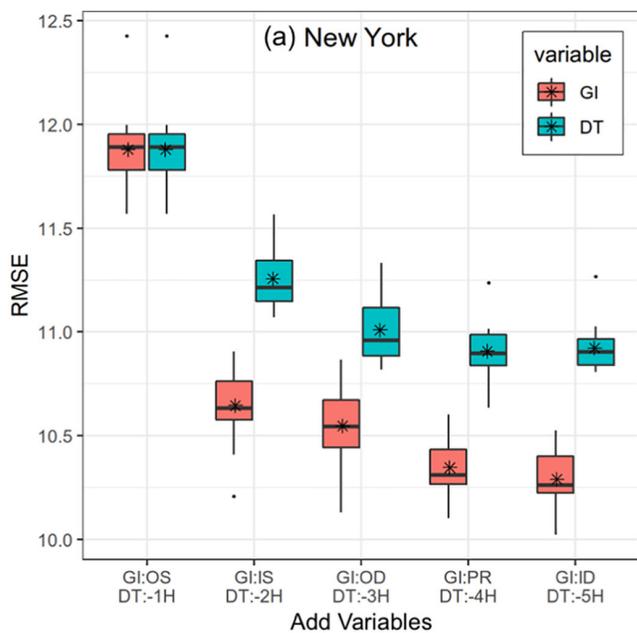
城市规划管理部门可以制定个性化管理方案，促进公共服务的合理安排

4.1 城市网络模型应用综述

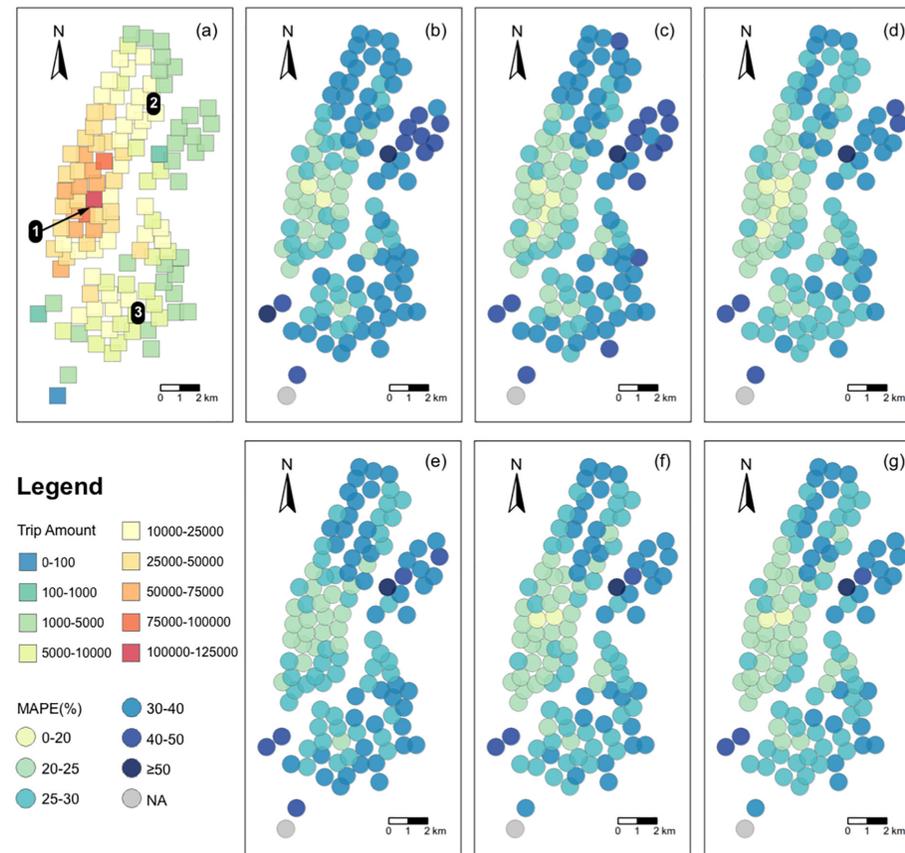


大规模人类移动行为建模

群体预测：人流密度实时预测、
交通需求预测、流行病感染人数模拟和预测等



增加不同特征对预测结果的影响 (Yang et al. 2020)



旅行需求预测 (Yang et al. 2020)

群体预测可以帮助更好地了解和建模不同城市地区的需求模式，从而促进可持续城市发展⁵⁷

4.1 城市网络模型应用综述

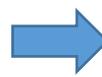
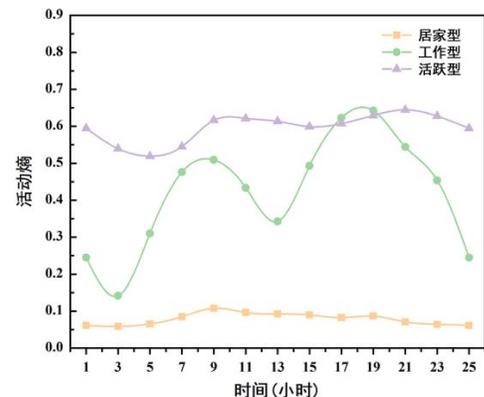


常用统计指标:

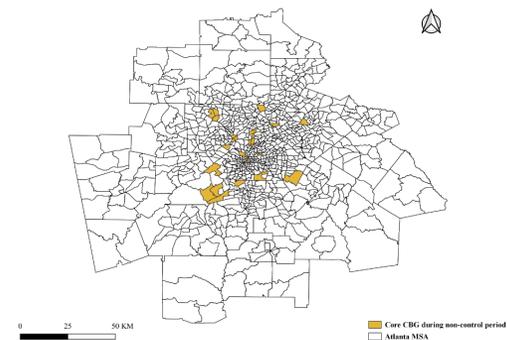
研究	数据基础	指标	计算方式
人类移动特征	轨迹数据	通勤距离、时间、速度	S_i, T_i, V_i
		回转半径(Gonzalez <i>et al.</i> 2008)	$R_g = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i \in L} n_i (r_i - r_{cm})^2}$
城市结构特征	轨迹数据+地块	活动熵(Barabasi and Gelman 2010)	$p_i = \frac{\sum_{s_j=s_i} \overline{dur_j}}{\sum_{j=1}^n \overline{dur_j}}$ $H_t = -\sum_{i=1}^A p_i \cdot \log(p_i)$
		流量	$Flow_i$
场景影响机制	轨迹数据+地块+POI	出行频次、驻留时长	$Freq_i, t_i$
		网络中心性指标: 度中心性等	$d_i = \frac{\sum_j x_{ij}}{N-1}$
		Shaply value (Lundberg <i>et al.</i> 2020)	
		Pearson相关系数 (Liu <i>et al.</i> 2022)	



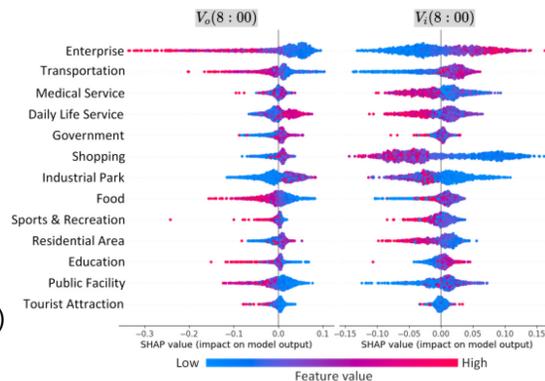
活动模式划分



城市中心区域识别



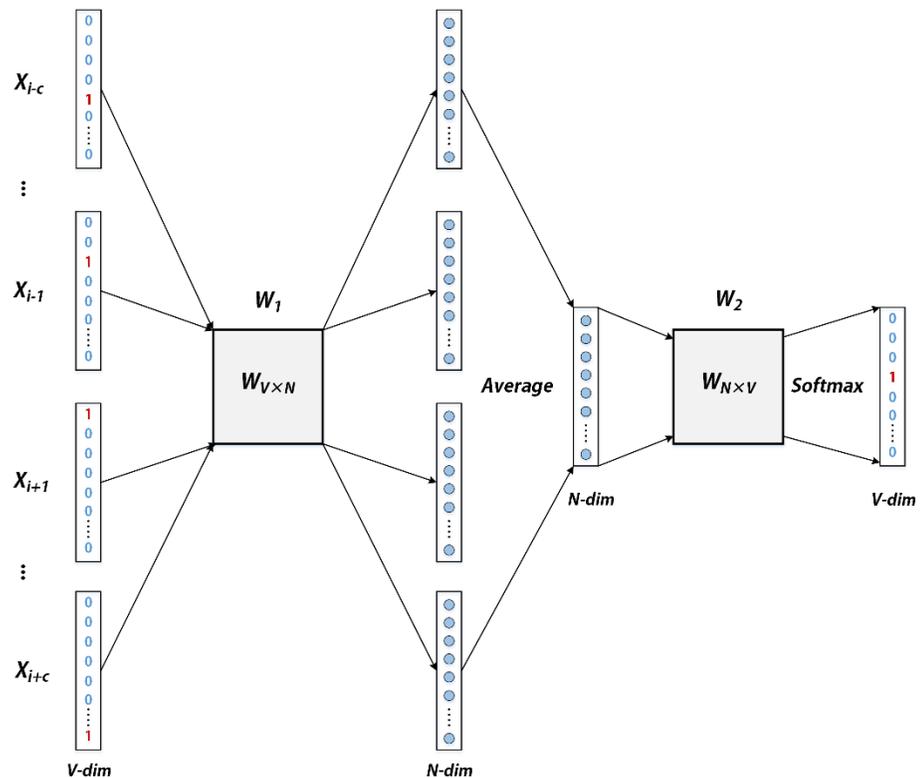
不同功能区对人流量的影响 (Xing *et al.* 2022)



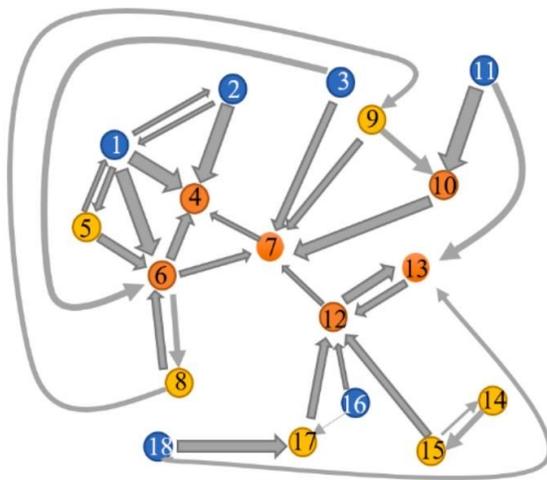
4.1 城市网络模型应用综述



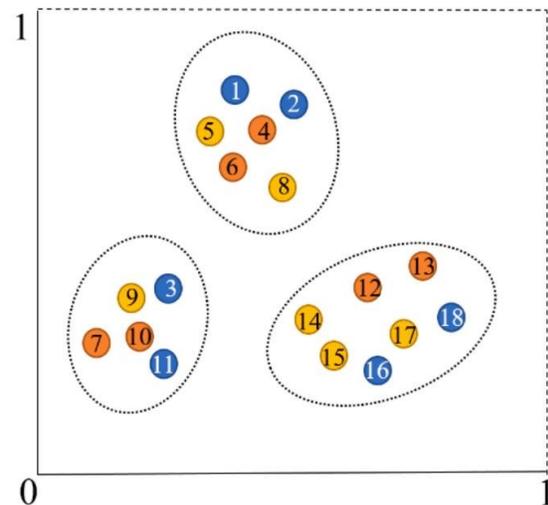
位置编码示意



Word Embedding
(CBOW)



(a) An attributed graph.



(b) Graph embeddings in 2D space.

图片来源于(Zhang *et al.* 2021)

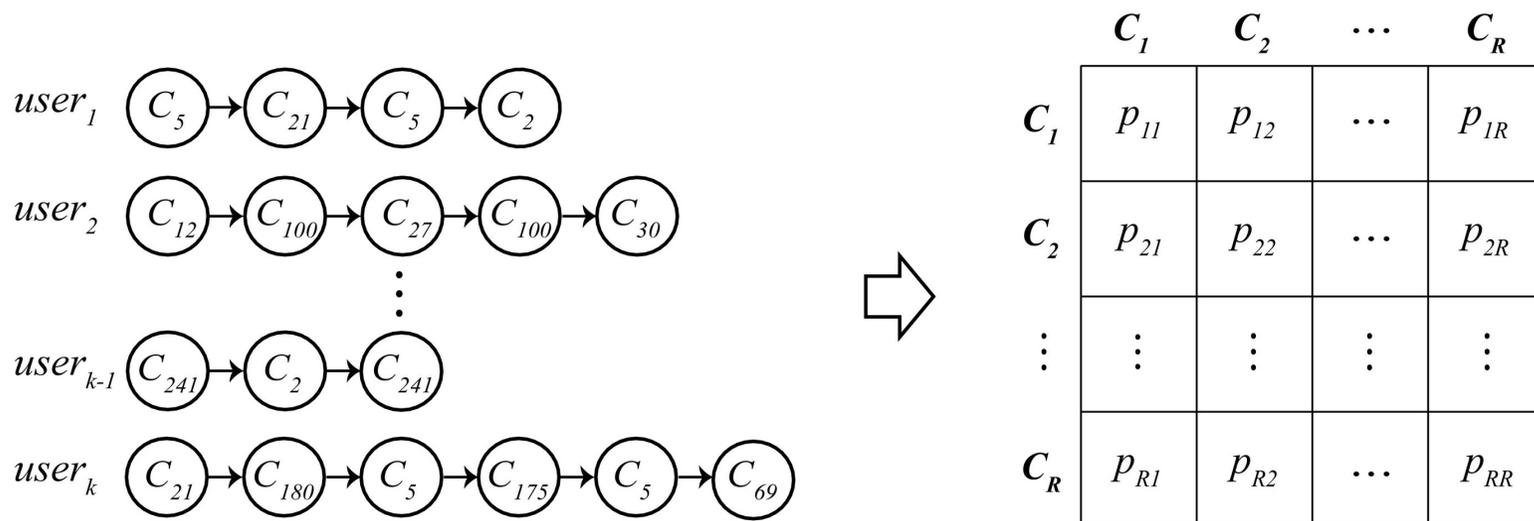
Graph Embedding

4.1 城市网络模型应用综述



➤ 人类移动行为预测方法（传统）：

方法类型	常用方法	特点
概率统计模型	贝叶斯网络	这些方法都进行了独立性假设，无法充分捕捉轨迹的长期和短期依赖关系
	马尔可夫模型	
	隐马尔可夫模型	



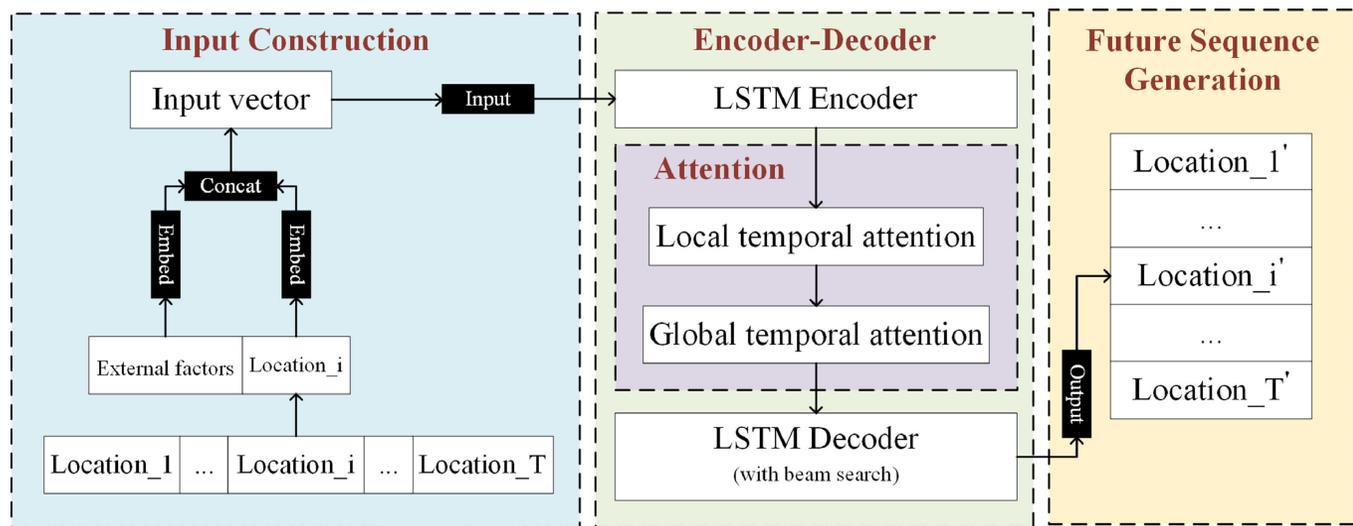
Markov: 从轨迹集合中构建转移矩阵 (Xu et al. 2022)

4.1 城市网络模型应用综述



➤ 人类移动行为预测方法:

方法类型	常用模块	特点
深度学习	CNN	有效解决长短期依赖的问题
	RNN	
	LSTM Bi-LSTM	
Attention Mechanisms		可融合背景特征, 按照特征和位置重要性分配权重



耦合LSTM+注意力机制的个体轨迹序列预测框架 (Li et al. 2020)

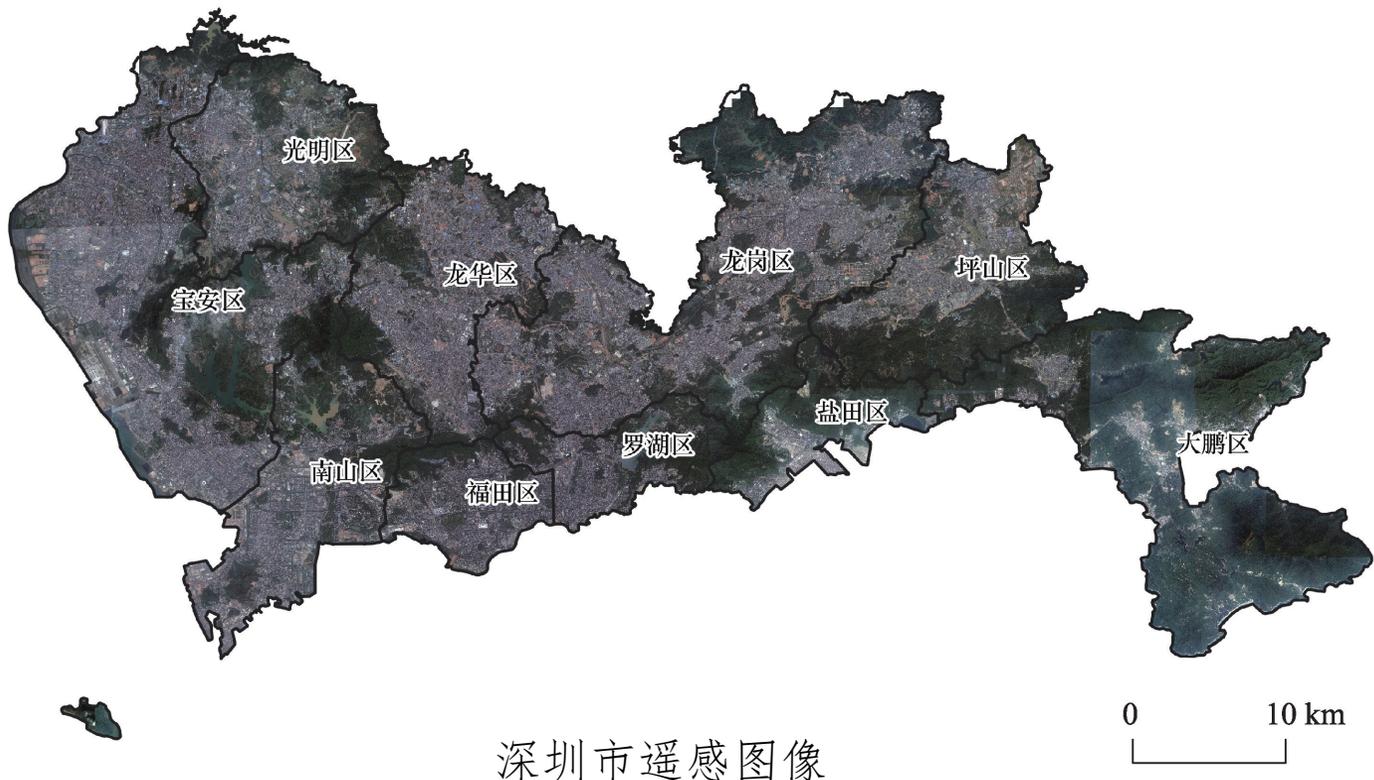
4.2 | 不同经济水平人群活动特征分析



► 研究数据及研究范围

□ 深圳

- 全国流动人口最多的城市
- 市内南北区域社会经济发展差异大



□ 手机信令数据

- 收集自2013年3月某一工作日
- 涵盖深圳总人口80%以上的人群
- 手机信令的位置信息都为用户所在服务区基站位置，并不显示用户的真实位置信息

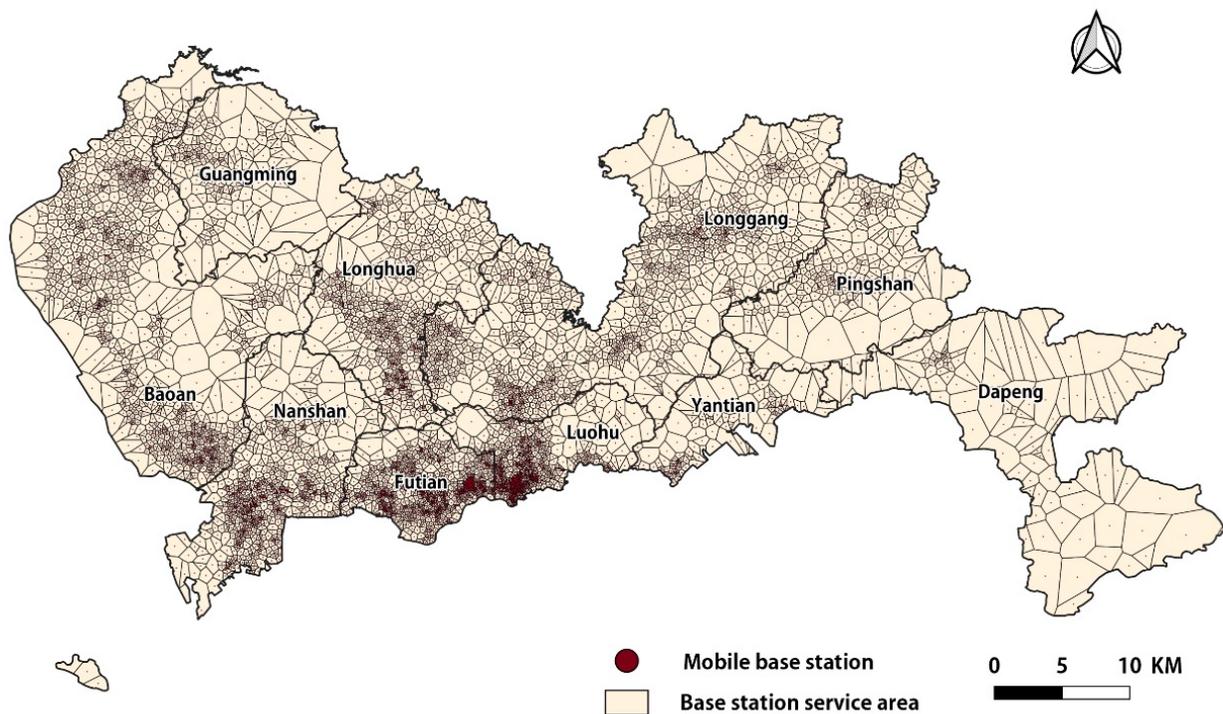
□ 深圳市房价分布数据

- 源自中国最大在线房产交易平台（Fang.com）
- 与用户家庭位置相结合，得到分辨率为5 m的深圳市精细房价分布数据

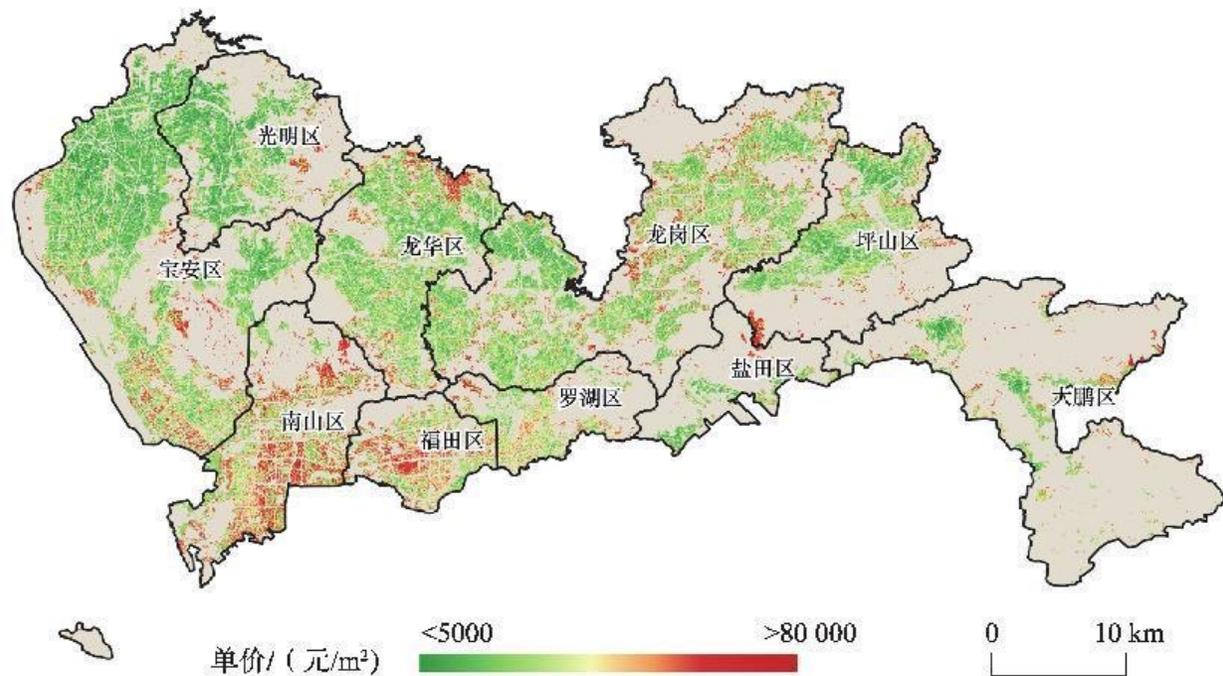
4.2 | 不同经济水平人群活动特征分析



研究数据和研究范围



2013年深圳市手机基站服务区



2017年深圳市5m分辨率精细房价空间分布

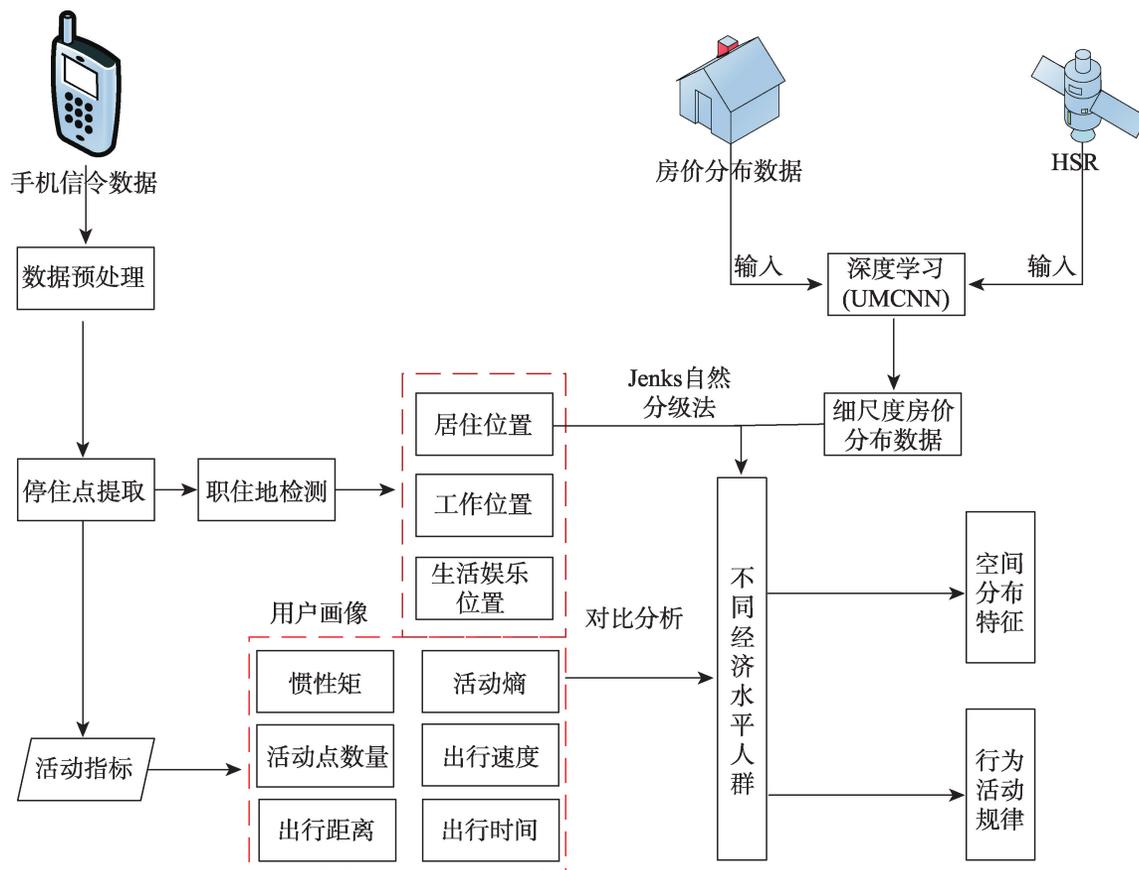
4.2 | 不同经济水平人群活动特征分析



研究框架

核心步骤:

- 停驻点提取
- 活动指标计算
- 自然间断点划分不同经济水平人群
- 挖掘用户活动模式，提取居民职住地

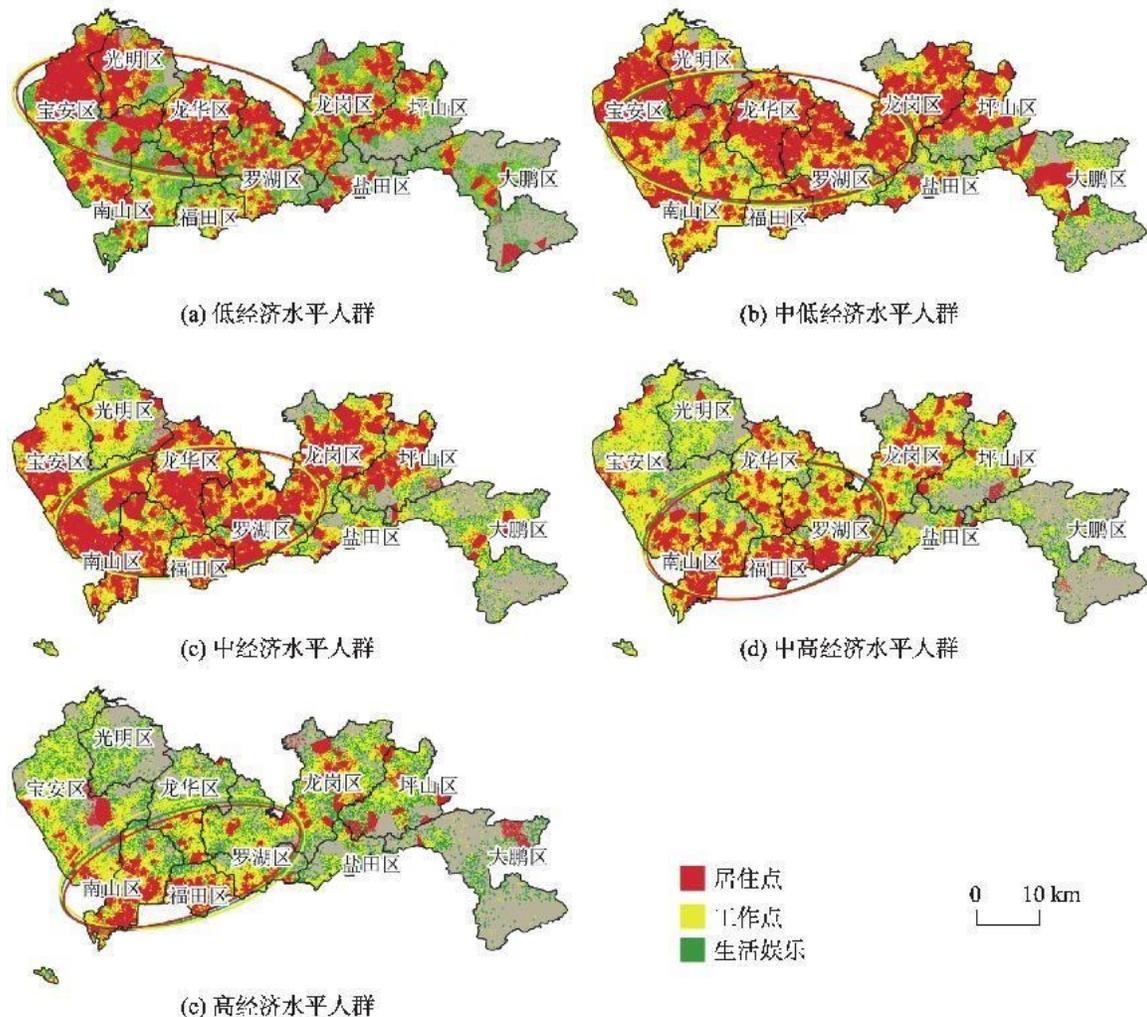


耦合手机信令数据和房价分布数据的不同经济水平人群行为活动模式分析流程

4.2 | 不同经济水平人群活动特征分析



不同经济水平人群空间分布



- 福田区、南山区、罗湖区为深圳原“关内”，多为深圳市高经济水平人群的活动区域
- 宝安区、龙华区以及龙岗区毗邻“关内”，聚集了大量高新技术产业且拥有多风景区和湿地公园，多为高经济水平人群的居住点和其他经济水平的工作和娱乐点
- 光明新区、坪山区以及大鹏区成立较晚，且存在大量工业区和科技园，因此大量外来务工人员以及工厂工人居住、工作于此

深圳市不同经济水平人群活动点分布

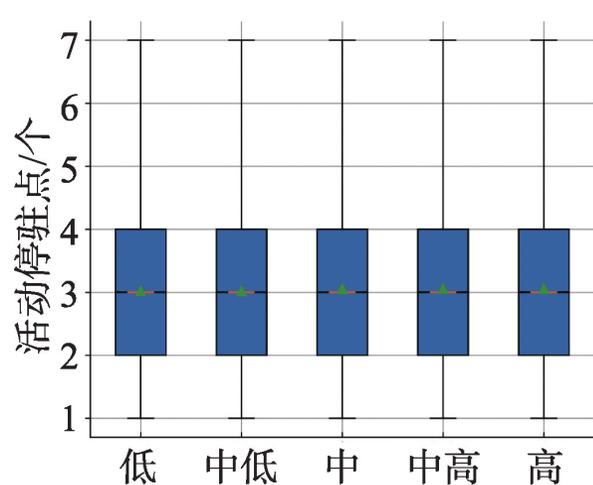
4.2 | 不同经济水平人群活动特征分析



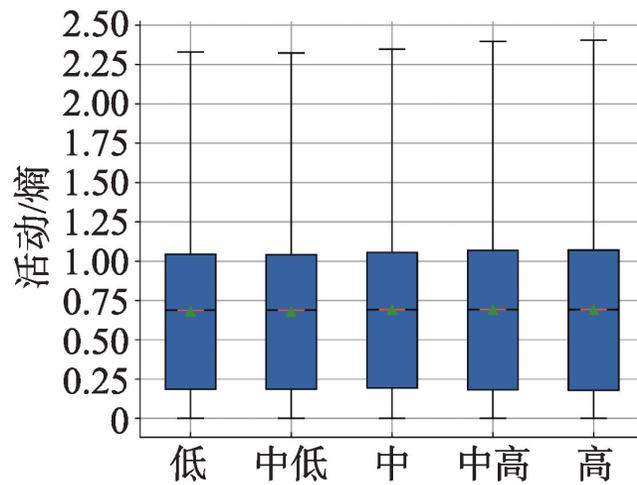
► 不同经济水平人群活动特征分析

□ 深圳市不同经济水平人群活动指标

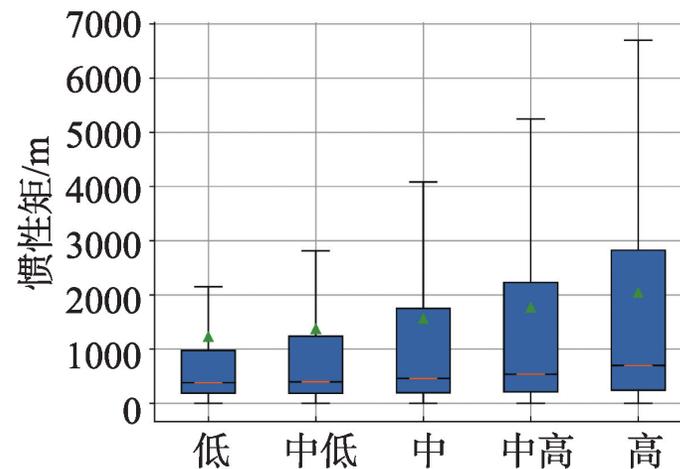
不同经济水平人群活动位置数、活动熵之间差异不大，惯性矩存在较大的差异



(a)活动位置数



(b)活动熵



(c)惯性矩

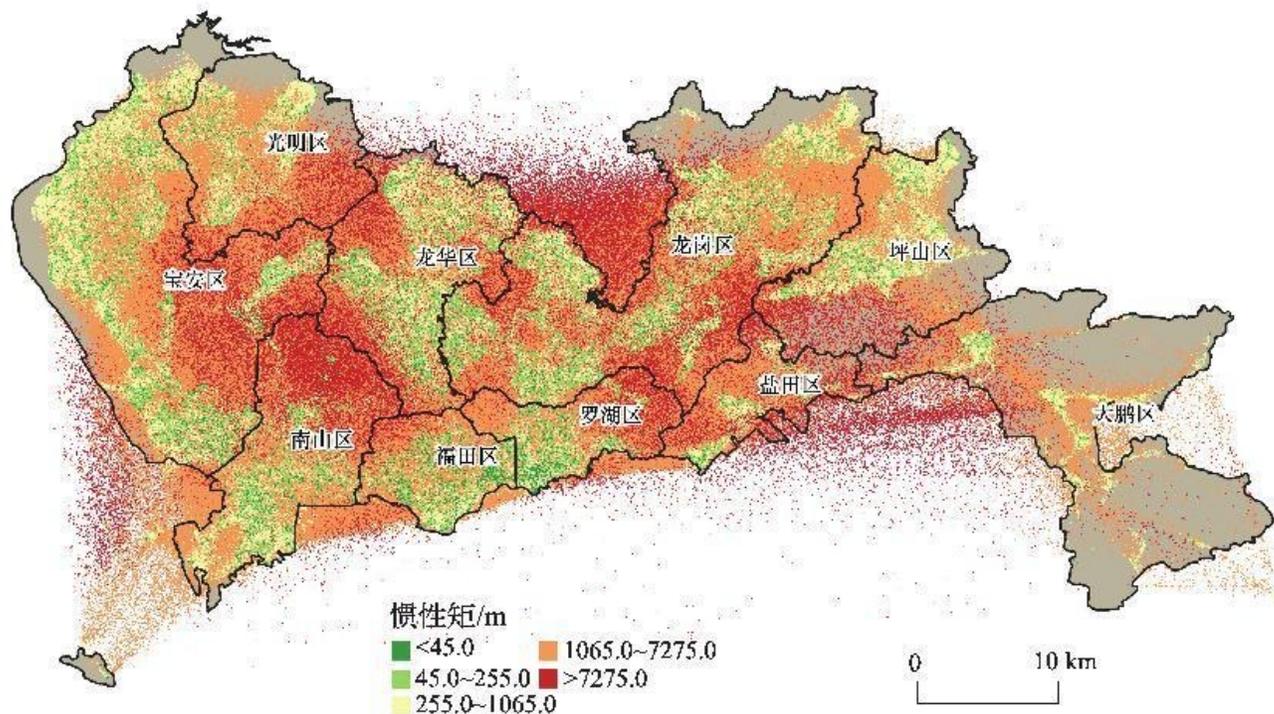
深圳市不同经济水平人群活动指标箱线图

4.2 | 不同经济水平人群活动特征分析



► 不同经济水平人群空间分布

□ 第1、2类惯性矩集中地区经济和工业发达，有大量城市综合体、工业园、旅游产业等，生活配套设施较为完善，用户在较小的区域便可以进行居住、工作、生活娱乐等活动



深圳市不同经济水平人群活动点分布

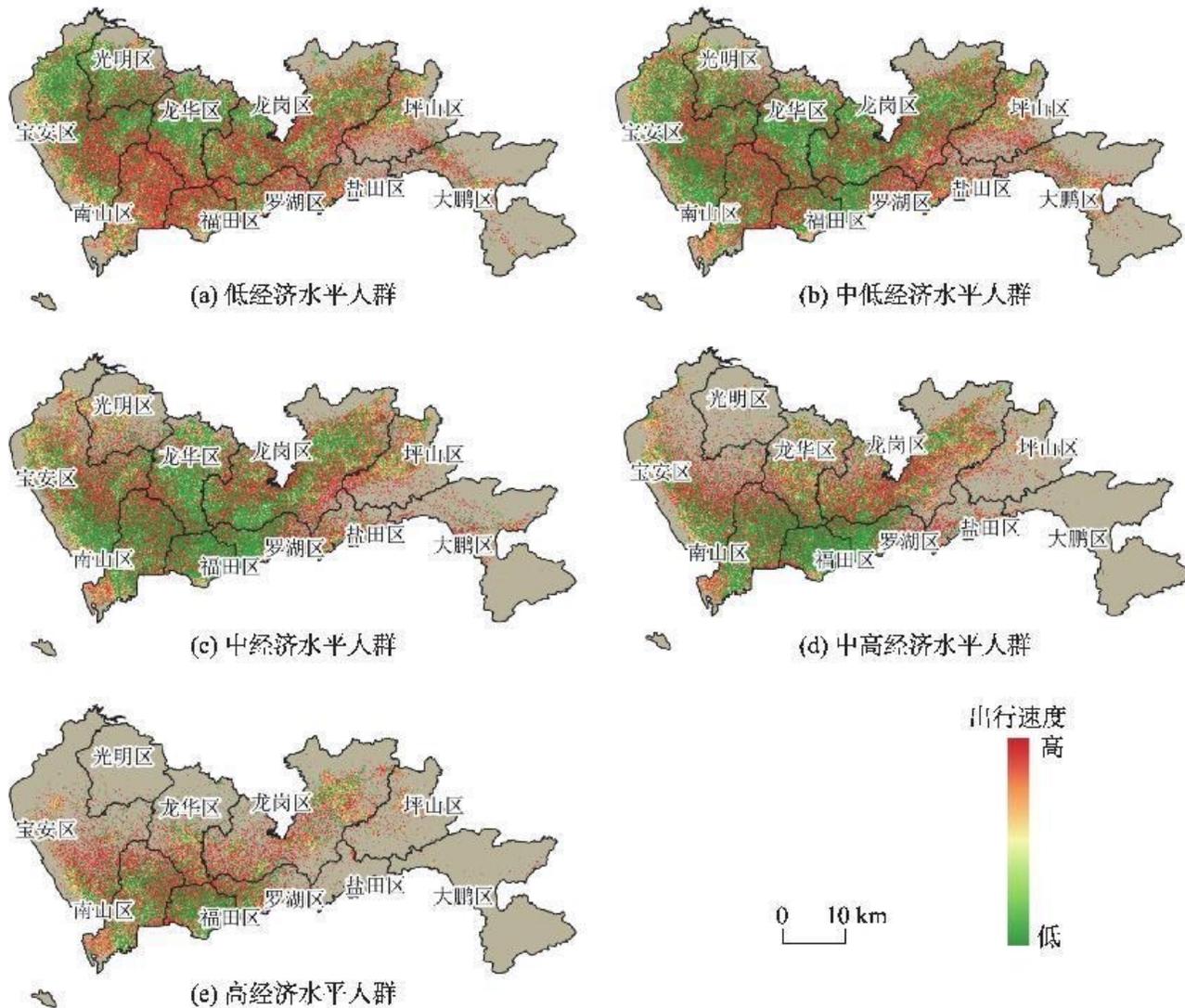
□ 第3类惯性矩集中于深圳各区中部

□ 第4、5类惯性矩的活动中心集中分布在各区交界处，其日常活动范围较大，用户在进行居住、工作娱乐等活动时，往往伴随着跨区流动

4.2 | 不同经济水平人群活动特征分析



➤ 不同经济水平人群活动特征分析



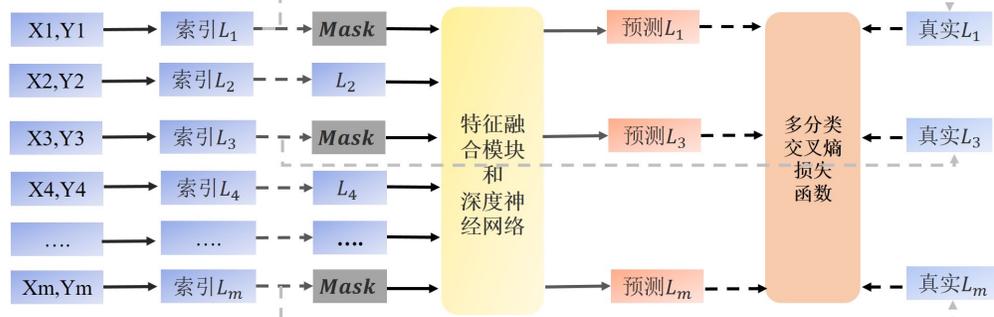
- 不同经济水平人群在不同行政区的出行速度存在较大的差异
- 南山区、福田区多为高经济水平人群的居住点和工作点，所以在此区域活动的高经济水平人群出行速度较低，而较低经济水平人群由于距居住地较远，所以出行速度较高
- 龙华区、龙岗区、光明区多为低经济水平居住、工作点，所以此地区低经济水平人群日常出行速度较低

4.3 短期城市人类活动流量预测及分析



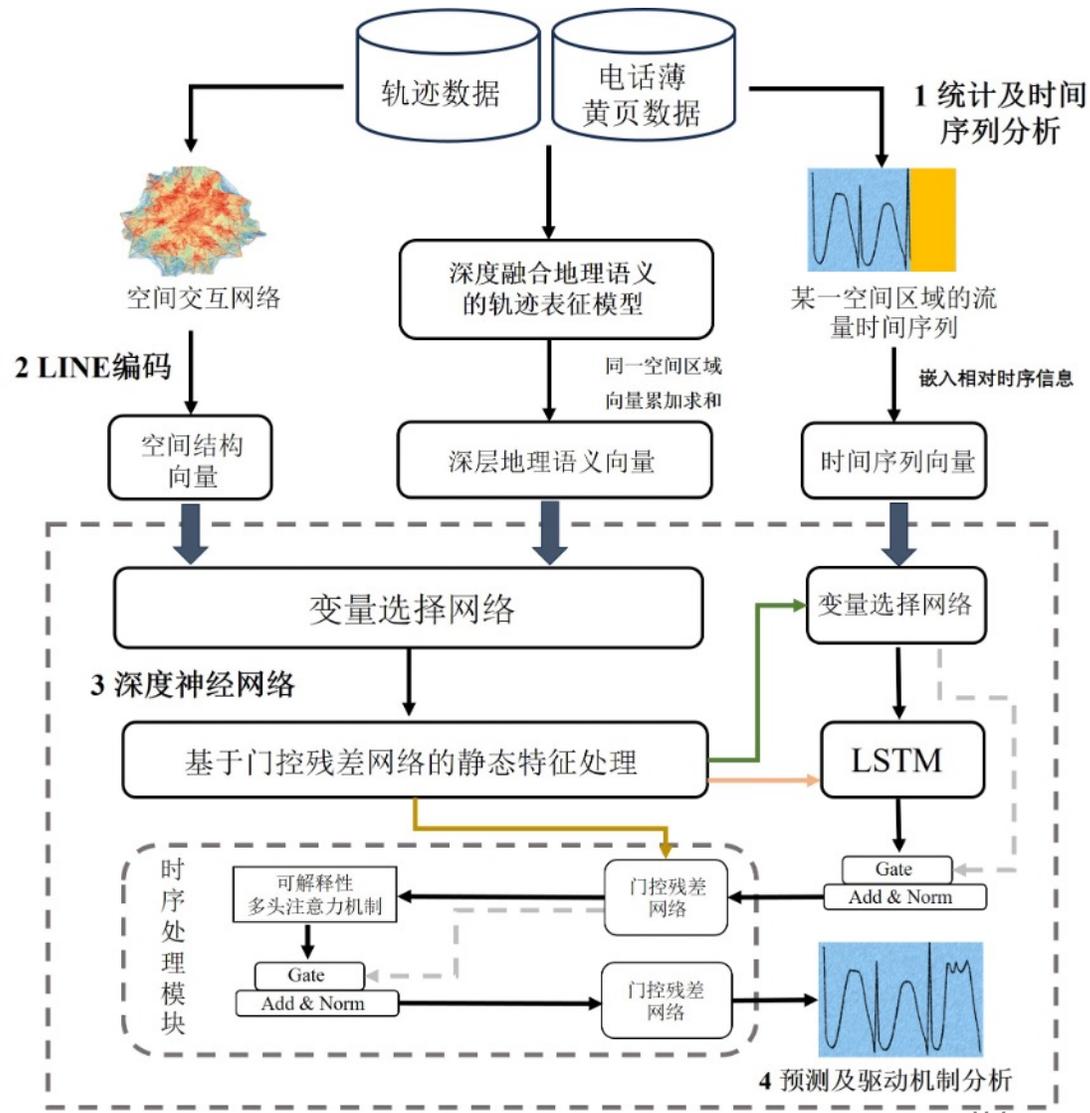
整体框架

- 轨迹表征：基于地理信息掩码和深度学习模块提取深层地理语义信息



- 图表征：对城市空间区域交互网络的**全局**和**局部**特征进行精确刻画
- 时序融合Transformer：基于注意力机制，加强对时间长短期依赖关系的捕获和解释

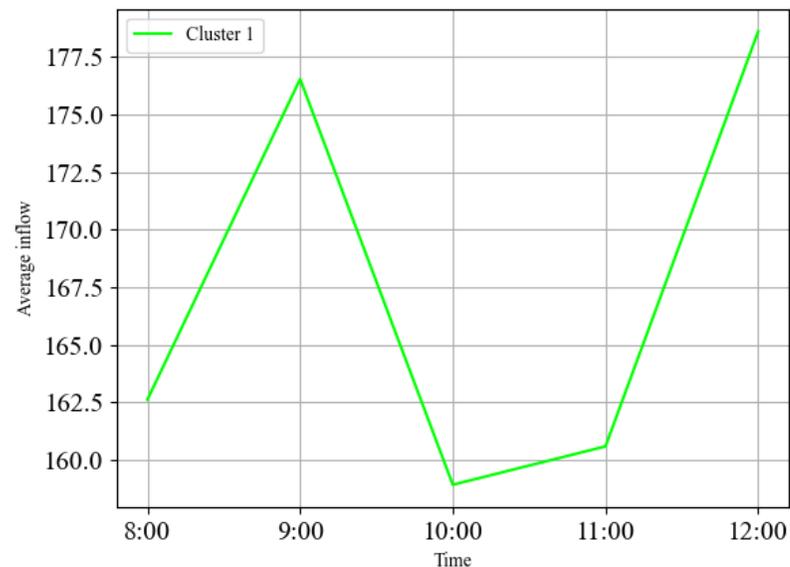
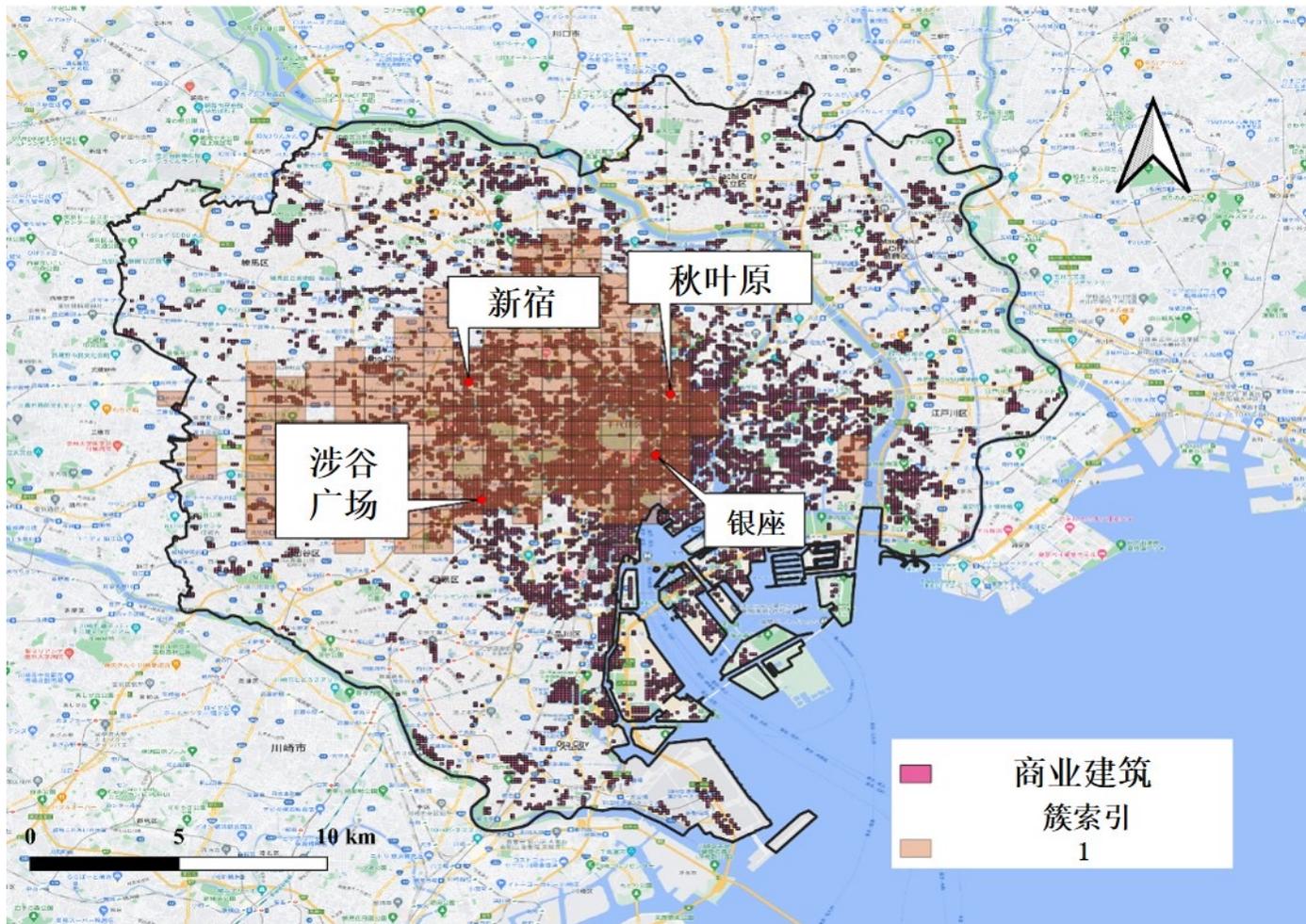
$$Attention(Q, K, V) = A(Q, K)V$$



4.3 短期城市人类活动流量预测及分析



短期人类活动流入量模式分析-商业区

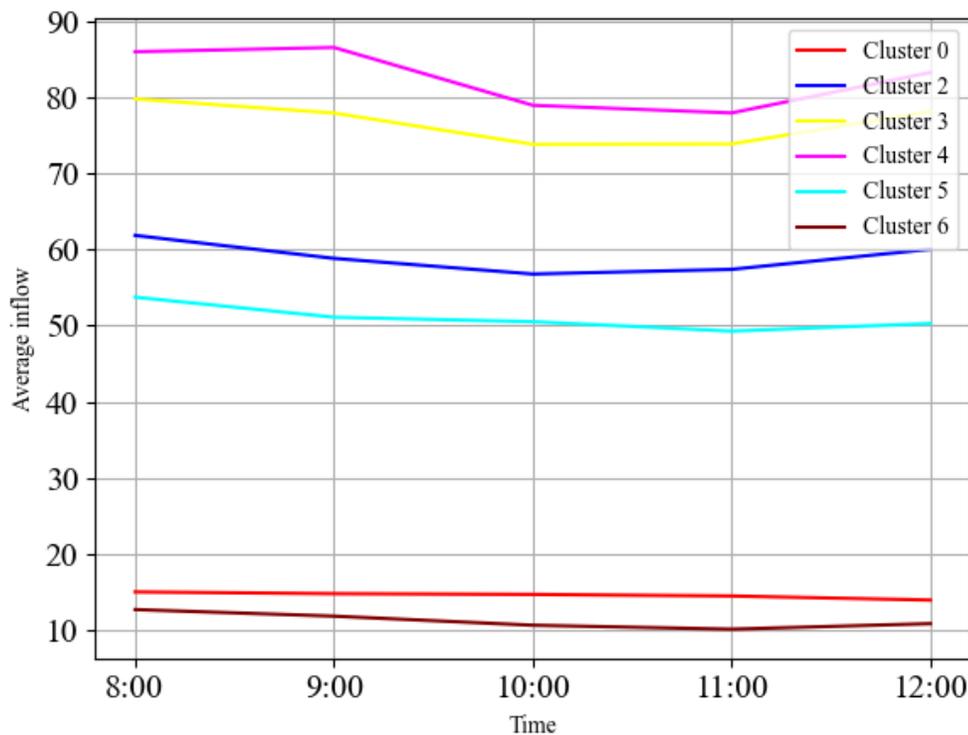
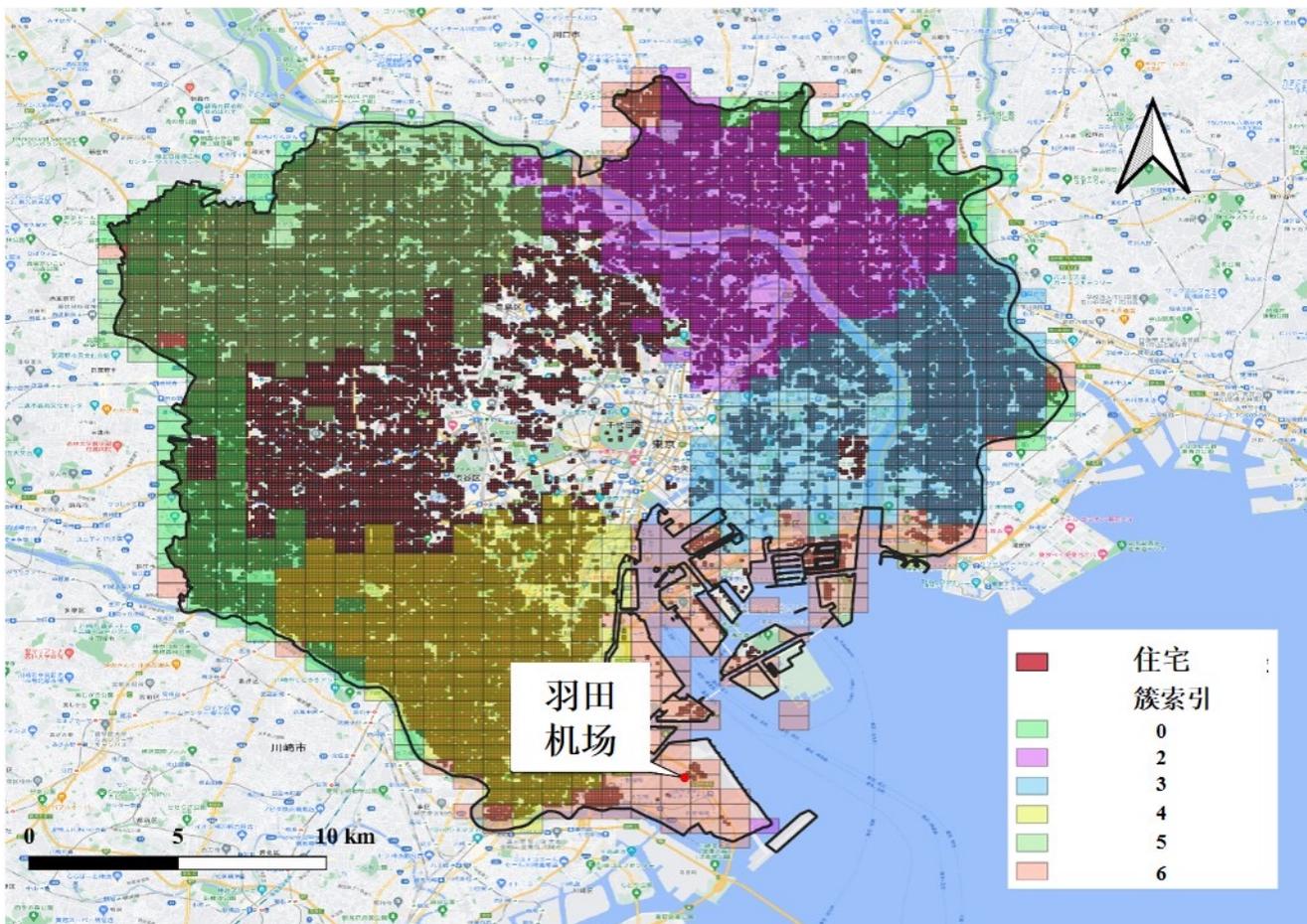


- 日本城市发展为TOD模式，公共交通与商业、旅游等功能混合。
- 由于居民在商业区周围有工作或通勤需求，因此商业区域在早高峰期间人口流入量到达高峰。

4.3 短期城市人类活动流量预测及分析



短期人类活动流入量模式分析-居住区

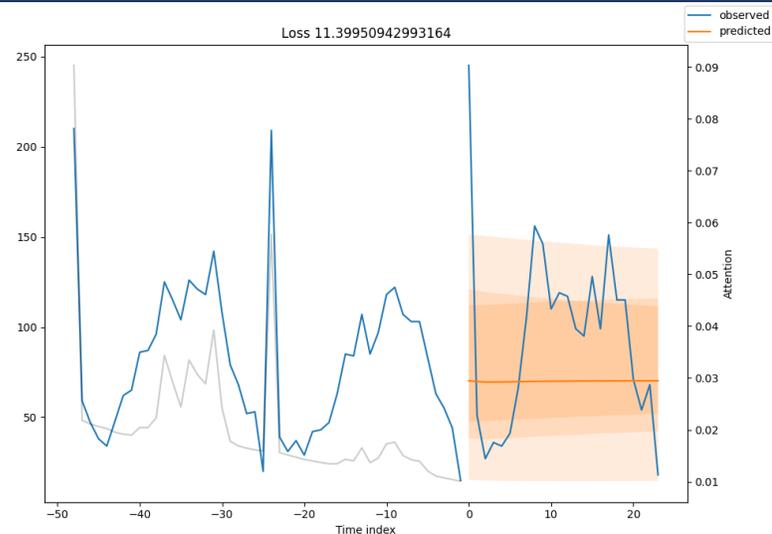
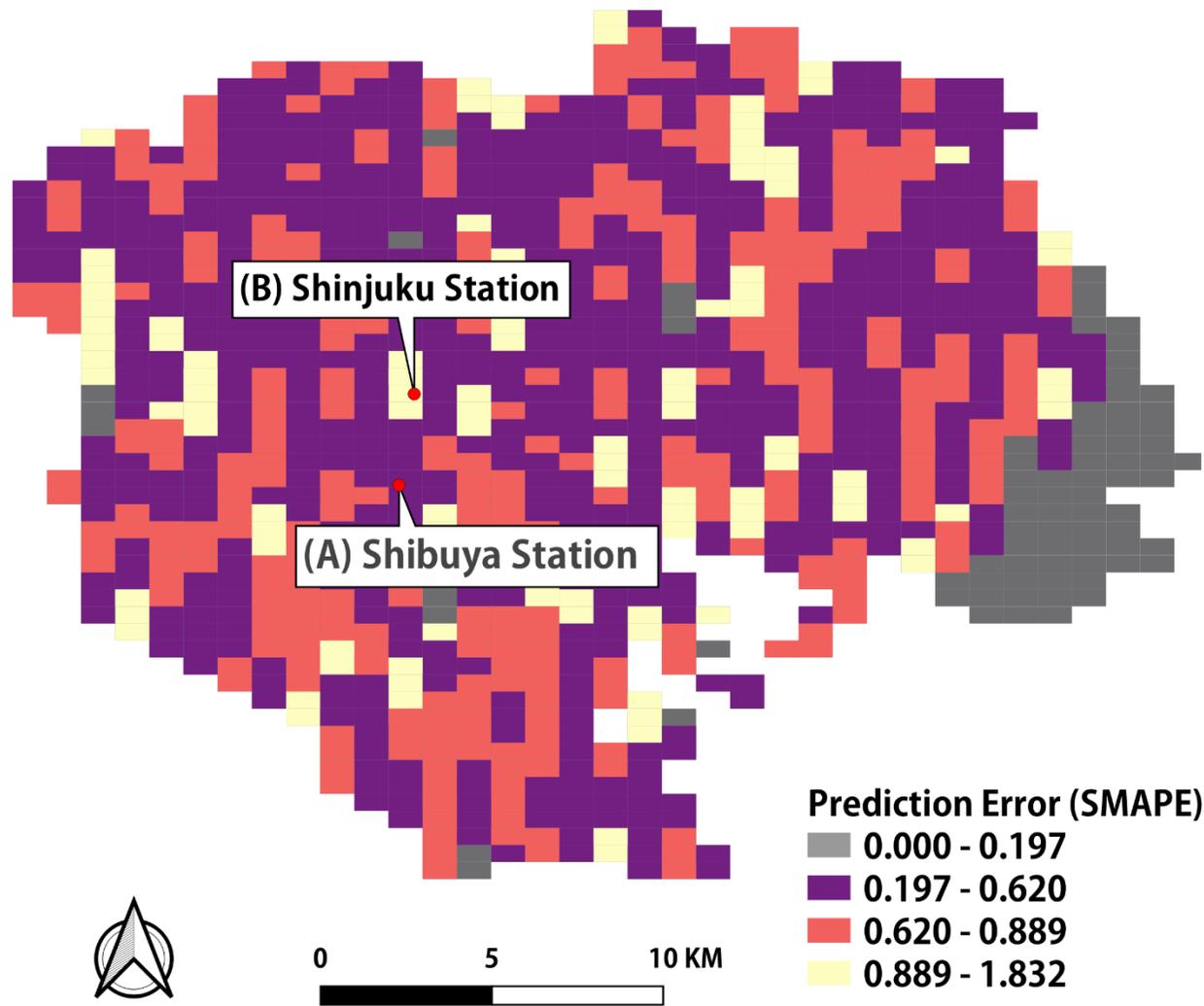


- 在典型工作日上住宅早上的吸引力较少。
- 住宅对于区域的流量呈现主导影响。混合功能区呈现出的模式与居住区模式类似。

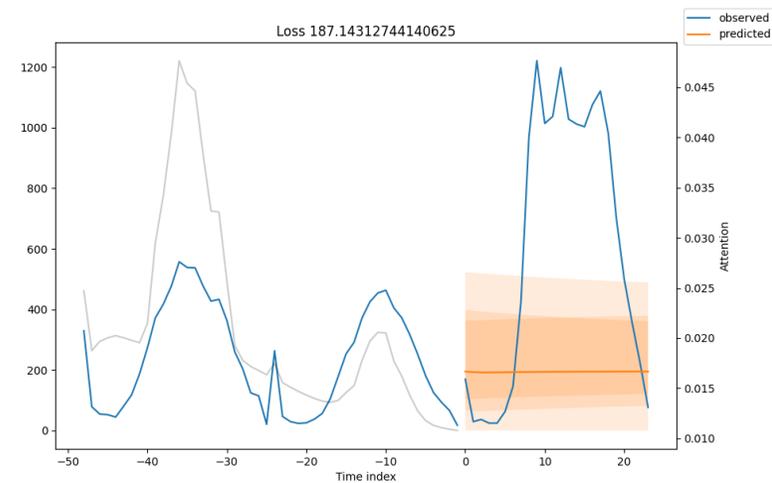
4.3 短期城市人类活动流量预测及分析



短期人类活动流入量预测



(A) Shinjuku Station (新宿站)

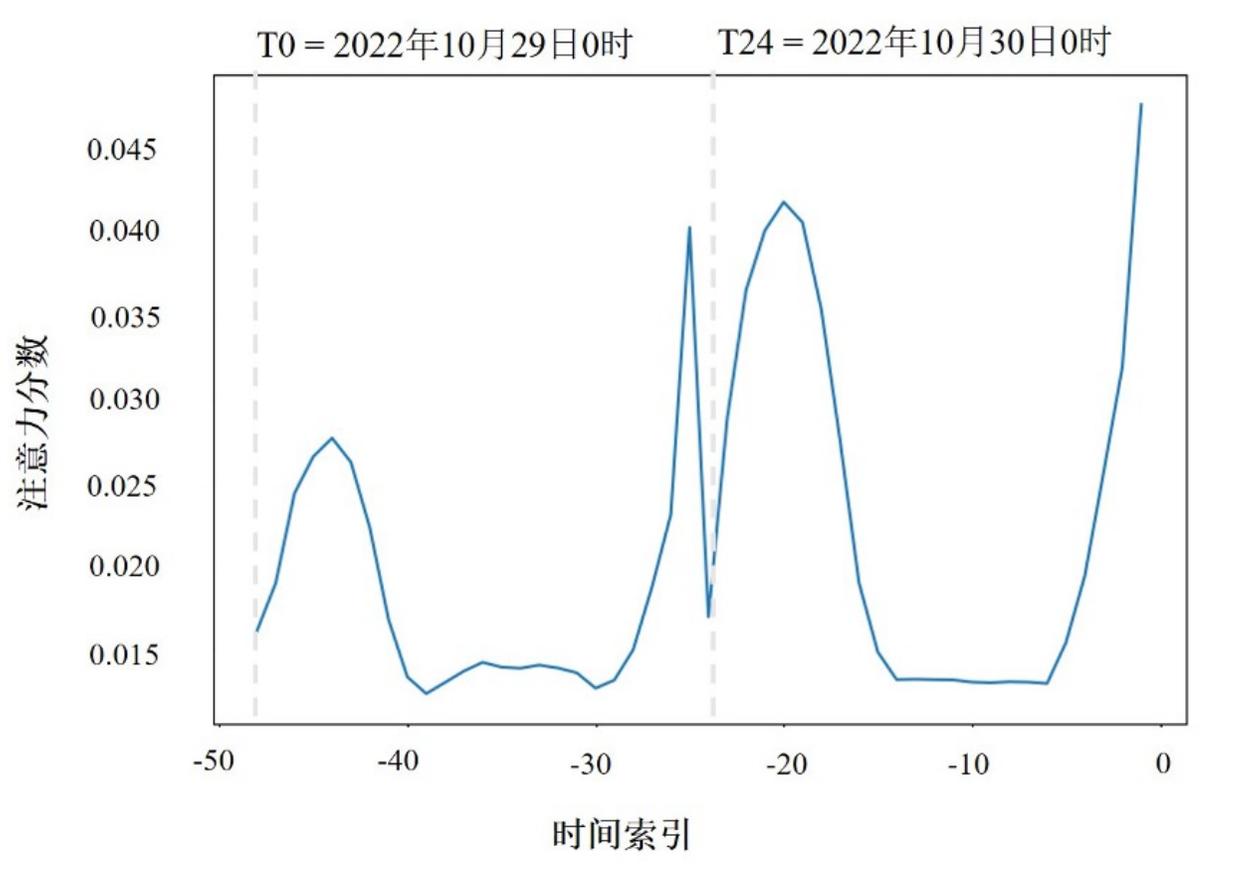


(B) Shibuya Station (渋谷站)

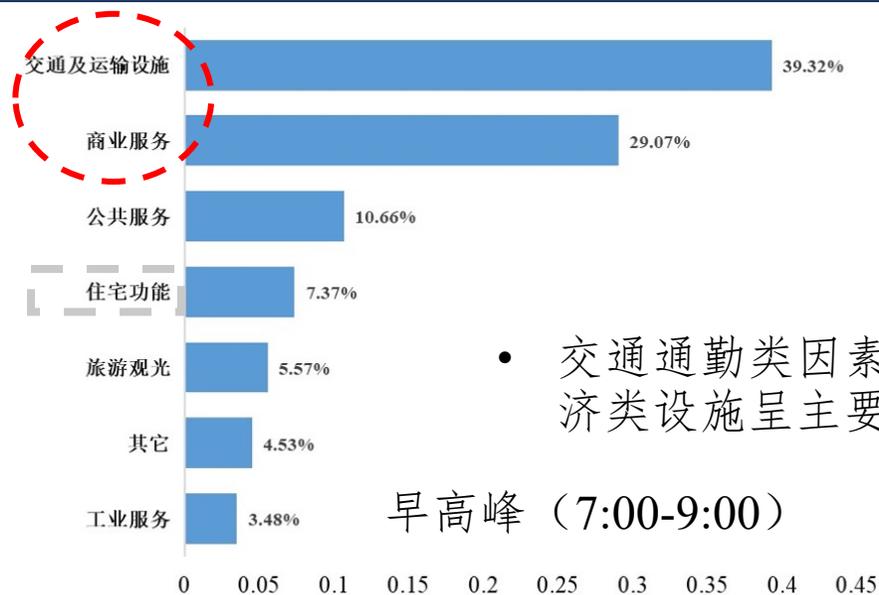
4.3 短期城市人类活动流量预测及分析



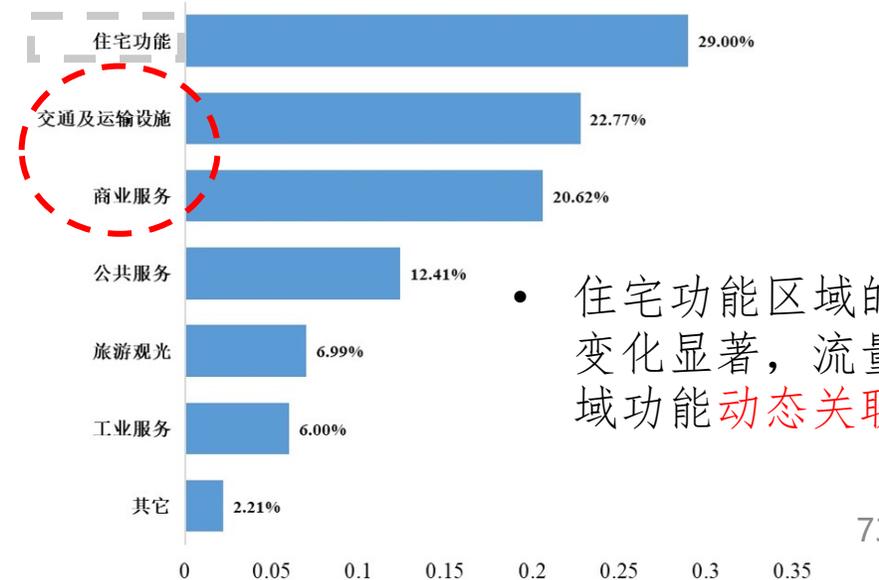
短期城市流量预测及驱动机制分析



- 注意力分数随时间的变化呈现周期性，且本研究提出的模型对早高峰期间流量的变化给予较高的关注

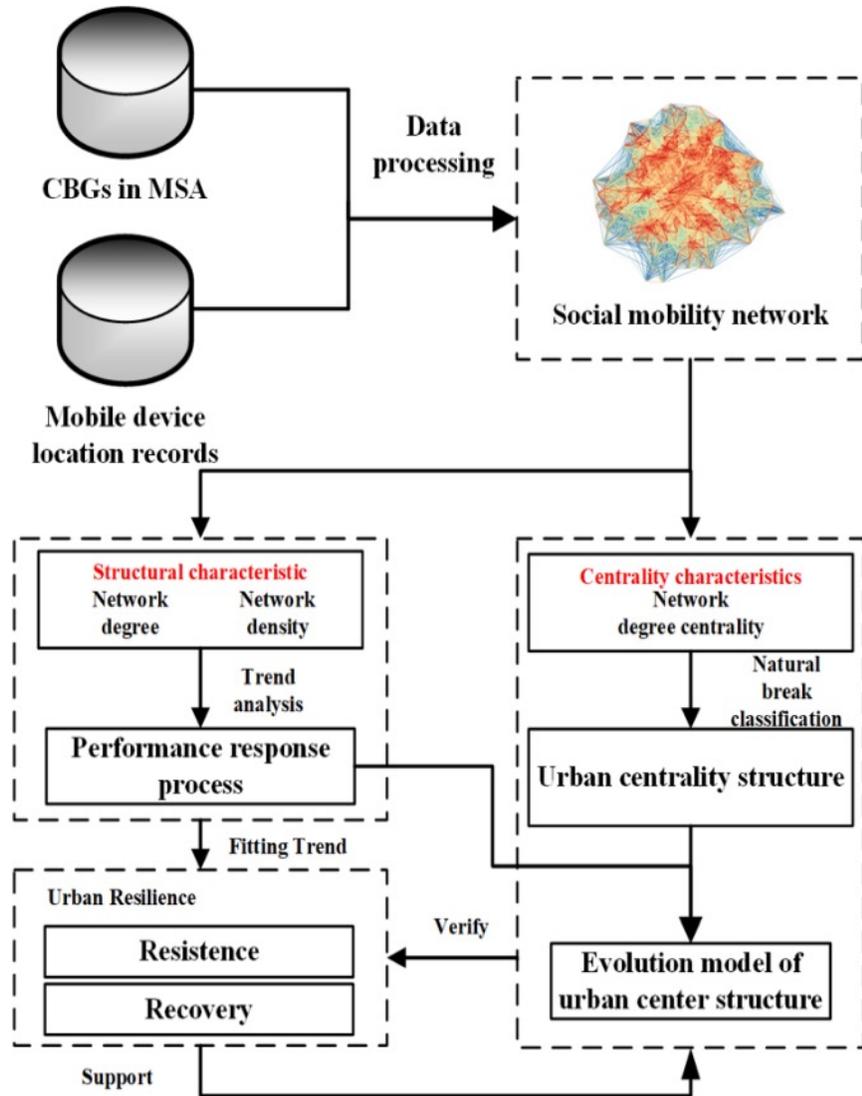


- 交通通勤类因素、经济类设施呈主要影响



- 住宅功能区域的贡献变化显著，流量与区域功能动态关联

4.4 基于复杂网络分析的城市空间结构演化研究



- 根据轨迹OD数据构建城市复杂网络，将网络的基本属性和多期时间序列相结合探究疫情环境下网络的变化趋势。
- 按照网络趋势进行连续分段拟合，并引入生态稳定性指标城市网络的损失和恢复进行定量描述，分析不同城市的稳定性特征。
- 根据节点中心性指标可得到城市空间的中心性分布格局，对中心性数值和距离分布的变化规律总结，完成城市活动结构的演化模式探究。

4.4 基于复杂网络分析的城市空间结构演化研究

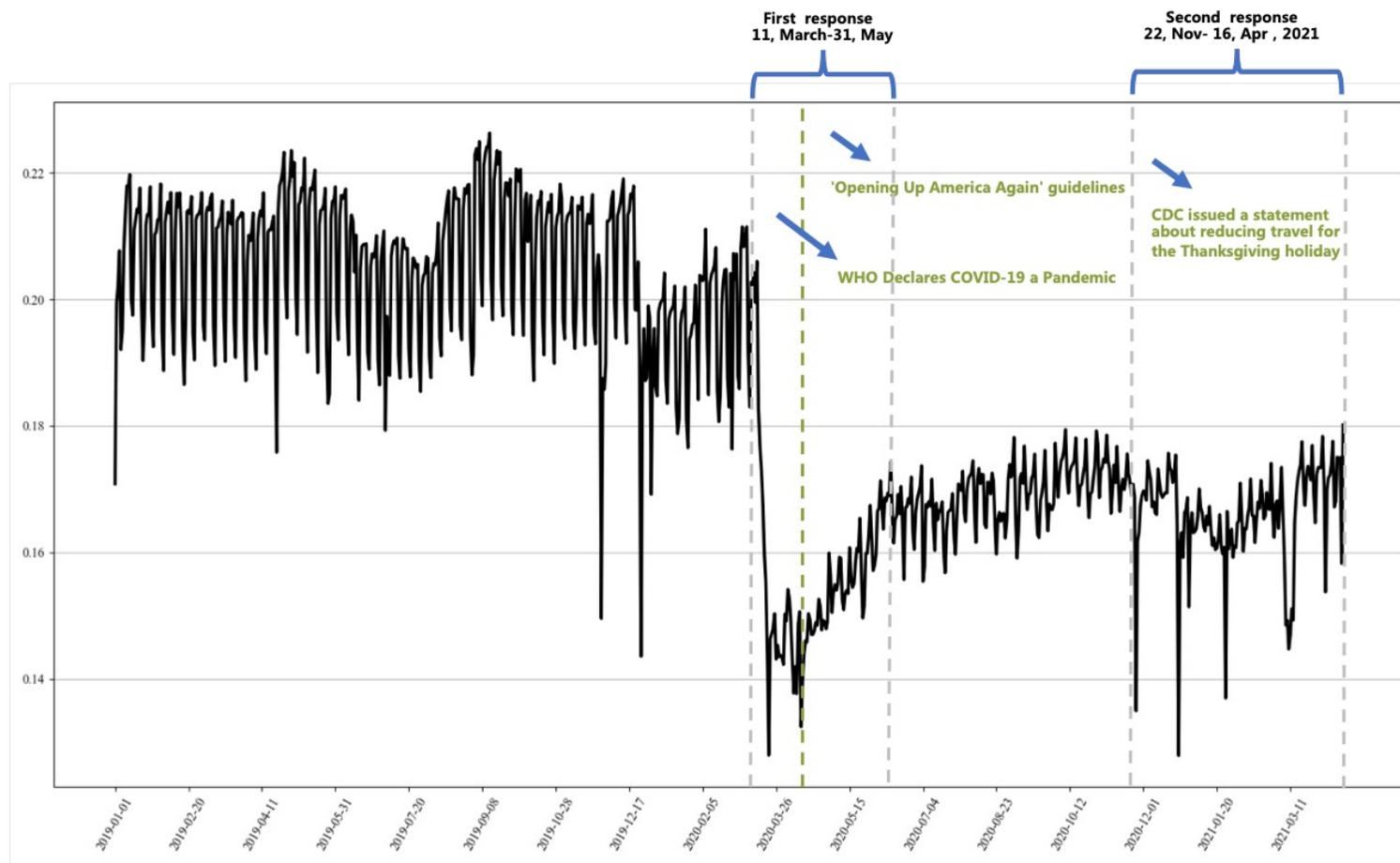


➤ 城市复杂网络发生了两次明显的波动变化：

- 第一次波动时期：2020年3月11日（WHO宣布COVID-19大流行）附近至6月7日。
- 第二次波动时期：2020年11月1日附近至2020年4月16日（数据截止到4月16日）。

➤ 城市网络受复杂因素影响，波动期内城市网络呈现稀疏至稠密的特征。

- 第一次波动时期：疫情防控措施（例如居家令）的实施导致城市活动减弱，而经济振兴政策的发布促进居民活动逐步恢复。
- 第二次波动时期：新冠病毒变异，传染性增强，出现疫情反弹的现象，城市活动再次遭到破坏；而2021年2月，美国疫情新增人数的回落，防疫措施放松，城市网络呈现再稠密化的重建过程。



4.4 基于复杂网络分析的城市空间结构演化研究

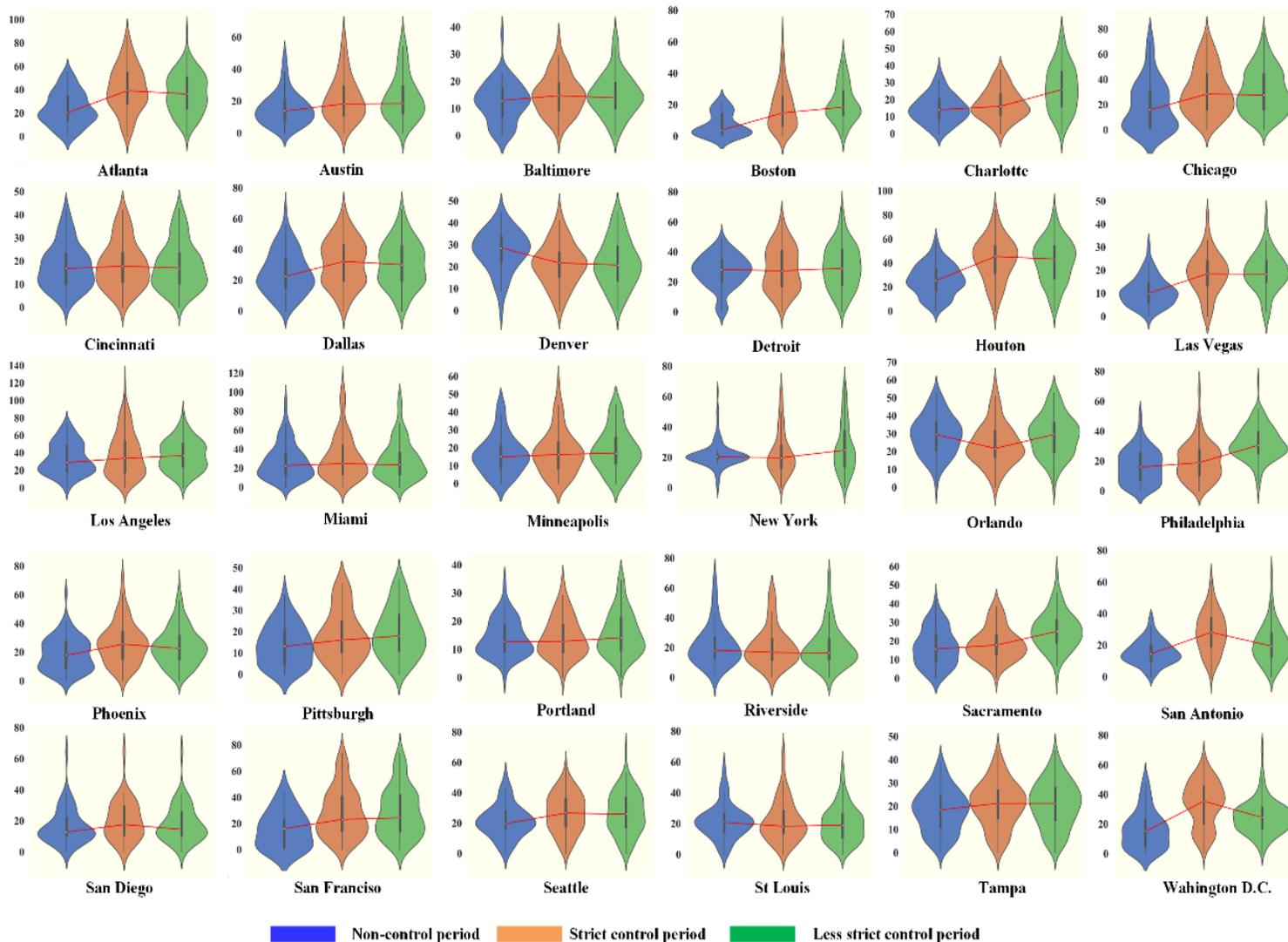


■ Non-control period ■ Strict control period ■ Less strict control period

➤ 总体来看，整体距离模式呈现单峰分布，格局发生了以下4种模式的变化：

- 分散-紧密：集聚峰值距离先增大后减小，该变化为主要演变模式。
- 紧密-分散：集聚峰值距离先减小后增大。
- 分散-分散：峰值距离一直增加。
- 紧密-紧密：峰值距离一直减少。

➤ 但存在双峰分布向单峰转化的模式，多中心向单中心靠拢，城市核心区域的整体集聚性得到加强。



4.5 基于大规模轨迹数据的人群移动行为韧性模式



城市韧性水平评估

基于大规模轨迹数据构建动态网络模型量化城市人群流动，结合系统性能曲线评估多尺度城市人群流动韧性水平。



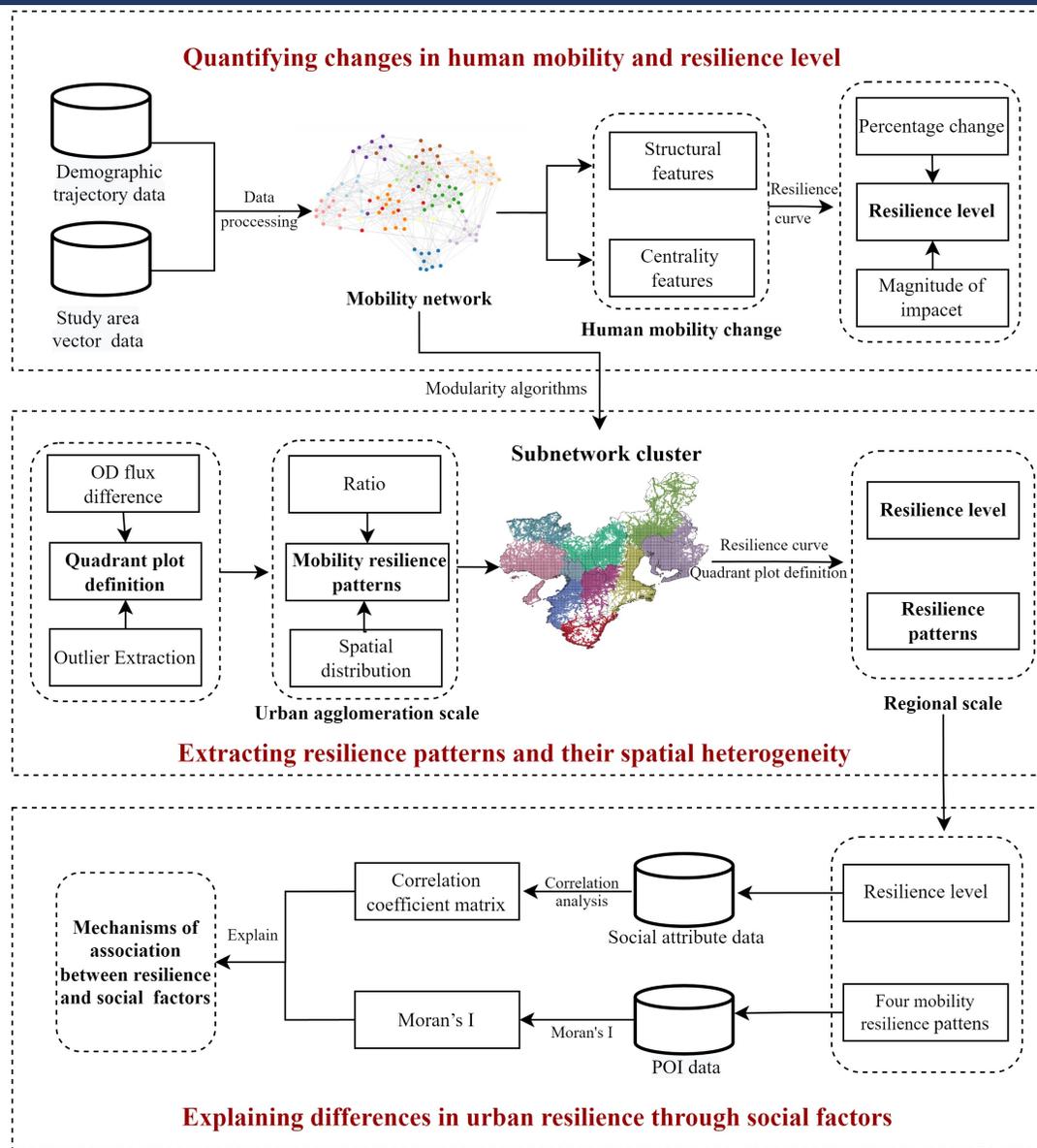
空间异质韧性模式

通过过象限图定义和异常值提取，量化多尺度下城市人群移动行为对极端暴雨灾害事件的韧性响应模式，并分析其空间异质性。



韧性的影响因素分析

采用相关性分析、空间自相关等空间统计分析方法捕捉城市韧性与社会经济属性因素之间的潜在关联。揭示灾害诱发行为反应的共同机制。

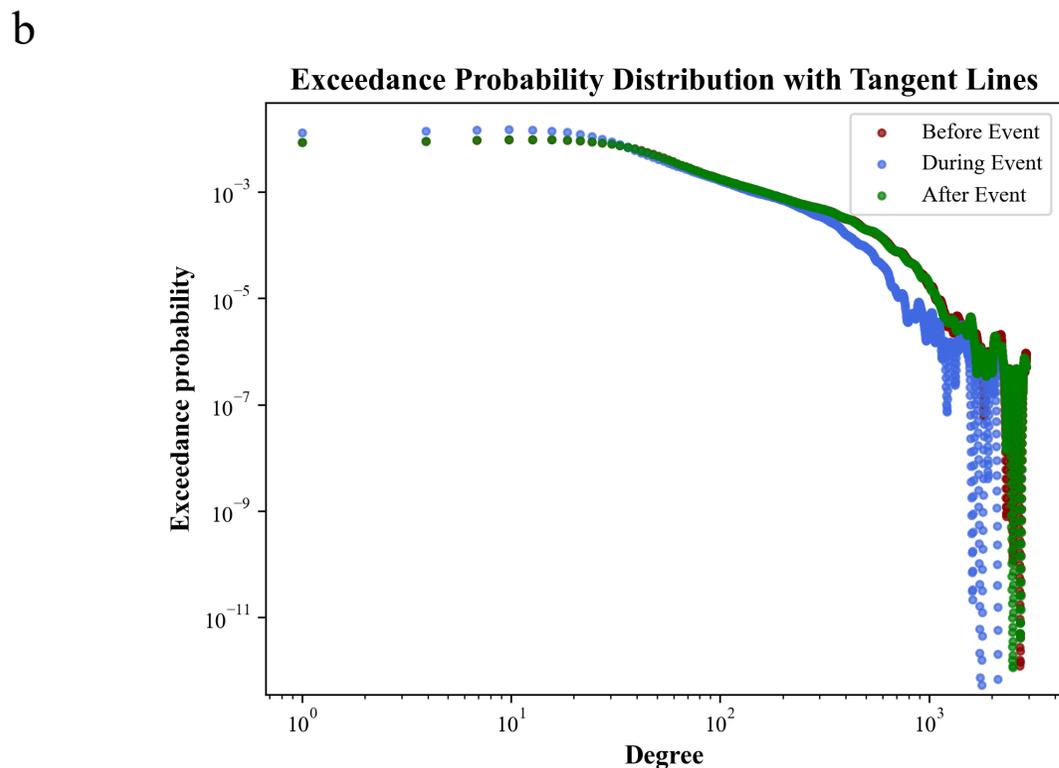


4.5 基于大规模轨迹数据的人群移动行为韧性模式



► 城市整体人群流动变化

- 整个事件发生期间网络的边数和总边权(即网络中的总流量强度)呈现出先减少后增加的趋势;
- 网络中的关键节点保持相对不变, 度的分布在事件中明显受到影响, 非常大的连接节点减少。



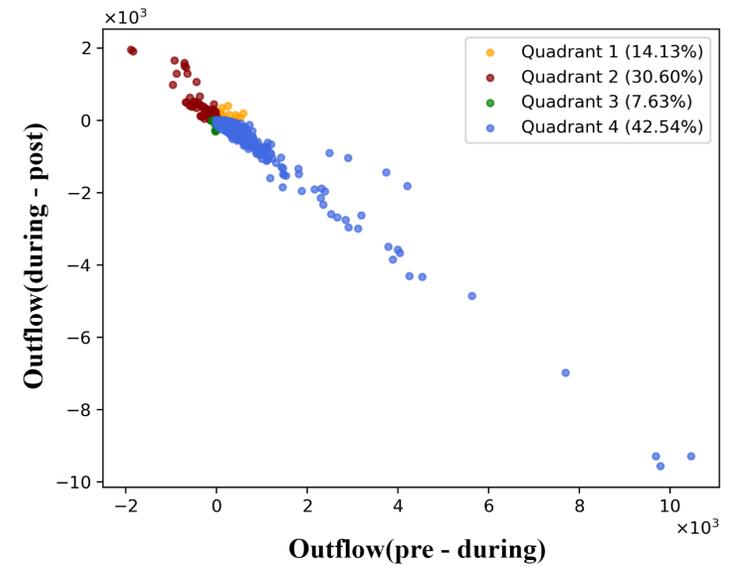
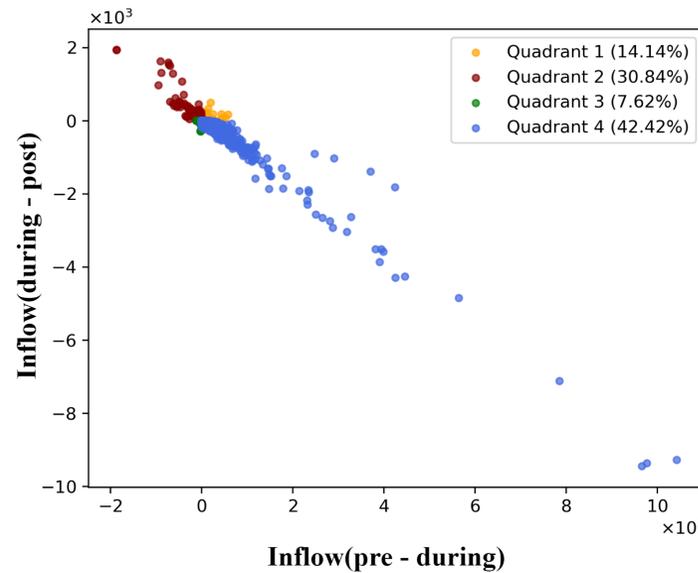
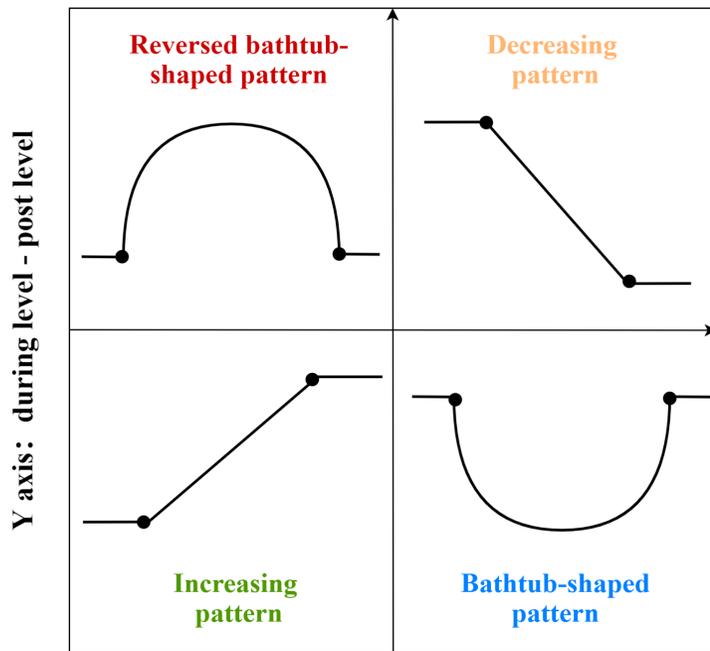
(a) 观察窗口内 OD 总边权重和边数的变化 (b) 超出概率网络的度分布

4.5 基于大规模轨迹数据的人群移动行为韧性模式



► 空间中的异质韧性模式

- 将人群流动模式映射到四个象限上，以收缩和扩张过程为两个轴，并揭示了四种不同类型的流动性韧性模式；
- 异常韧性模式分别是“不断减少曲线”“反转浴缸曲线”和“不断增加曲线”分别占比10%、30%、10%左右；
- 在空间分布上，异常韧性模式占空间单元总数的一半以上(即正常韧性模式与异常韧性模式的比例约为2:3)。



四种韧性模式的分布 (a) 和 (b) 分别为OD运动流入和流出的韧性模式的象限分布

4.5 | 基于大规模轨迹数据的人群移动行为韧性模式

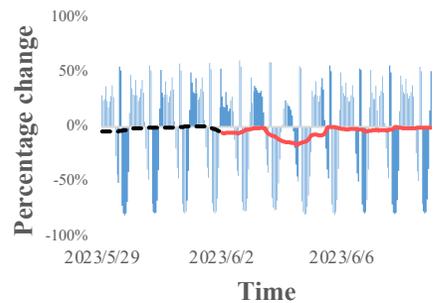
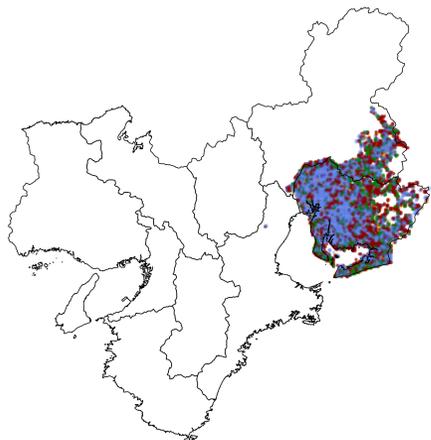


区域尺度下的流动韧性水平及韧性模式分析

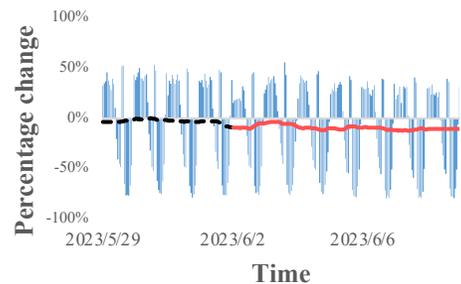
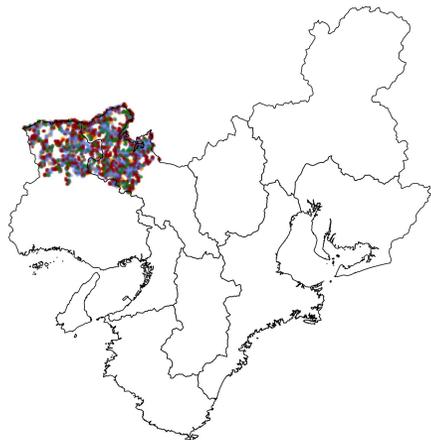
平均影响幅度
衡量：

Cluster	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Cluster 4	Cluster 5	Cluster 6	Cluster 7	Cluster 8	Cluster 9	Cluster 10
Impact	-0.114	-0.102	-0.199	-0.106	-0.091	-0.168	-0.107	-0.062	-0.077	-0.146

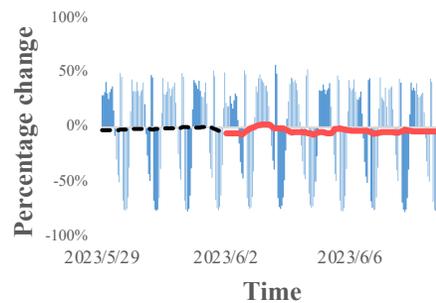
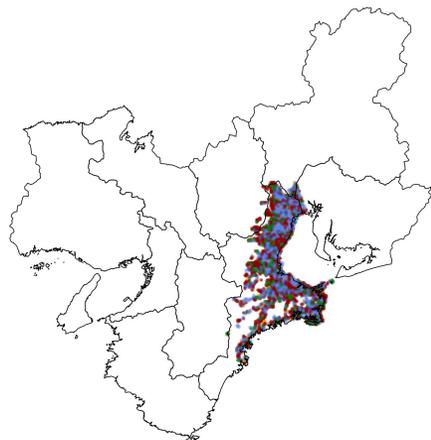
Cluster 6



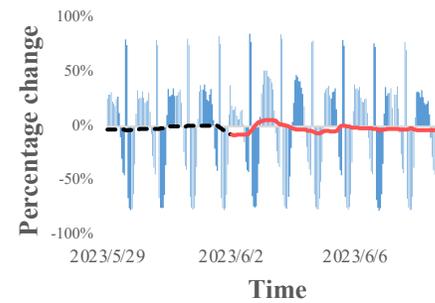
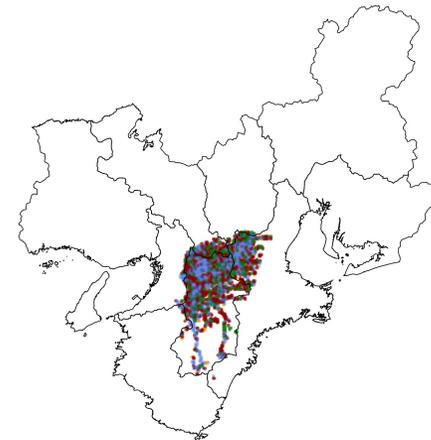
Cluster 7



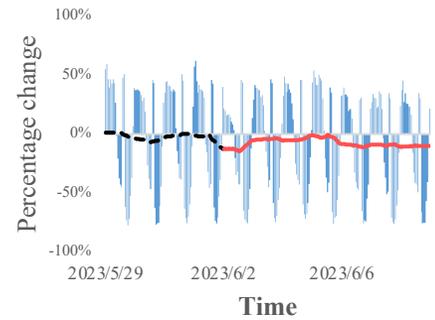
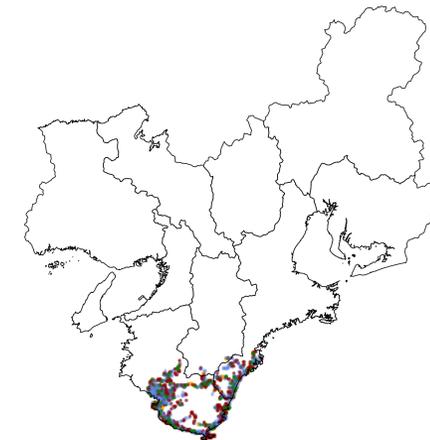
Cluster 8



Cluster 9



Cluster 10



4.5 基于大规模轨迹数据的人群移动行为韧性模式



➤ 由POI空间分布解释的异质弹性模式

➤ 韧性水平与社会经济属性因素的相关性

POI 分布和韧性模式的 EBI 估计值

		旅游观光	交通物流	休闲娱乐	酒店住宿	餐饮	商业	教育	建筑
Exception Mode 1	EBI	0.54	0.43	0.64	0.41	0.57	0.59	0.52	0.66
	Var(EBI)	0.00	0.01	0.01	0.01	0.02	0.0	0.01	0.01
	p	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	z	89.69	25.88	41.51	25.39	28.63	45.30	32.61	39.87
Exception Mode 2	EBI	0.32	0.29	-0.01	0.16	0.38	0.43	0.40	0.58
	Var(EBI)	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	p	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	z	40.51	34.24	-7.88	21.84	47.80	52.08	47.24	69.79
Exception Mode 3	EBI	0.02	0.33	0.33	0.80	0.36	0.37	0.46	0.64
	Var(EBI)	0.00	0.02	0.02	0.01	0.01	0.02	0.02	0.02
	p	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	z	16.37	11.32	12.13	0.20	23.39	14.27	15.94	22.31
Ordinary mode	EBI	0.40	0.49	0.29	0.33	0.40	0.57	0.47	0.68
	Var(EBI)	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	p	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	z	16.61	78.99	50.60	51.14	3.24	101.71	73.64	104.64



人口群体韧性水平相关性矩阵 81

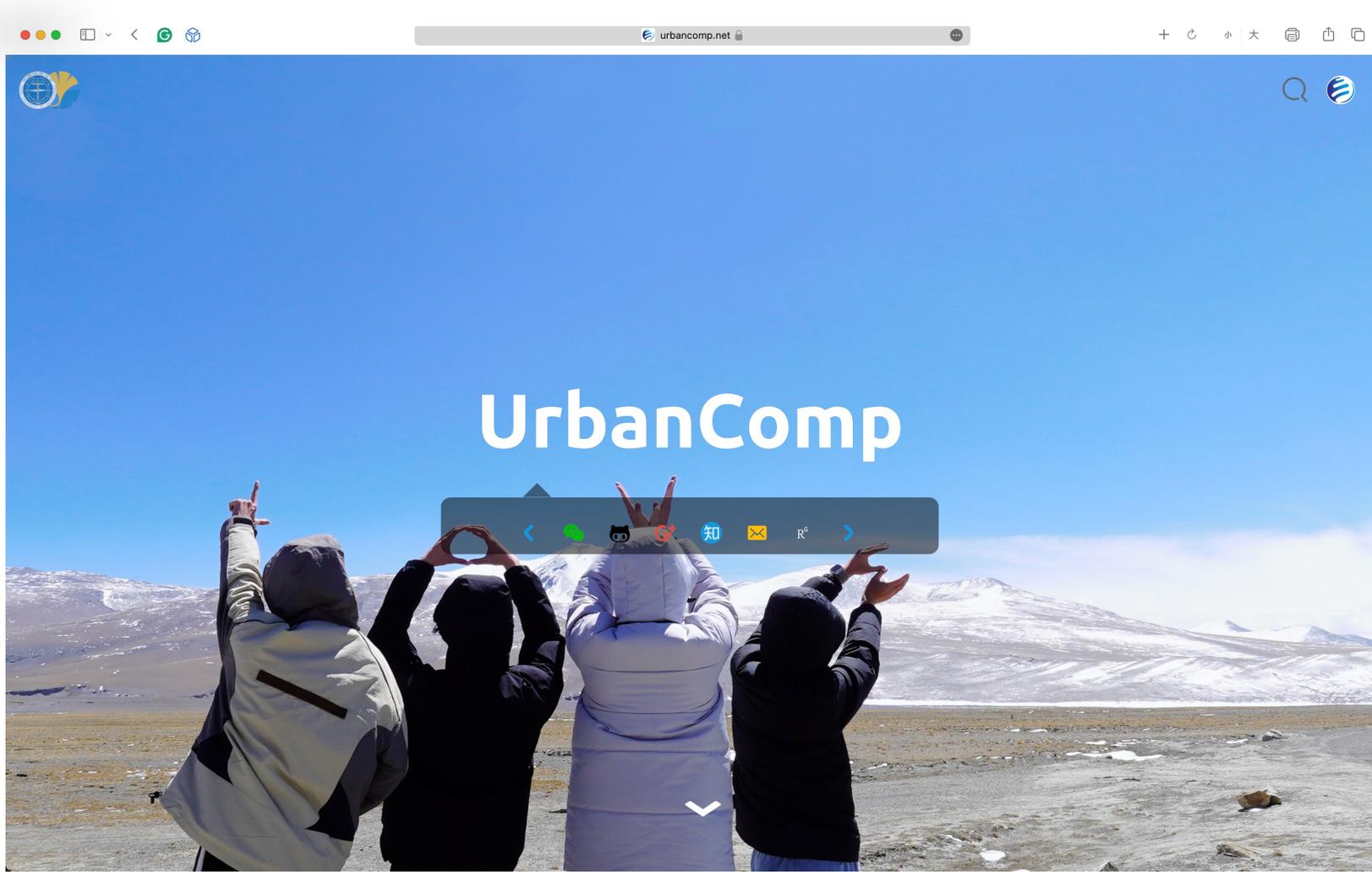


目录



- 1 城市复杂网络模型介绍
- 2 图论与传统网络
- 3 复杂网络
- 4 城市复杂网络应用
- 5 总结

- ▶ 多源空间数据为构建城市复杂网络，**挖掘人类移动行为与城市空间格局的关系**提供了数据基础。
- ▶ 通过结合轨迹数据和城市社会经济数据集能够分析人类移动模式及其与社会经济地位的关系，**帮助决策者通过针对正确的人群更有效地管理城市**或者通过为旅行者提供定制的移动解决方案来改善交通系统的性能。
- ▶ 将人类移动行为应用在城市功能场景的识别中，能够为**精细化的城市变化预测**提供理论与方法支撑，为城市规划和土地政策的制定提供参考依据，更好地服务于城市可持续发展目标的达成。



团队网站: <https://urbancomp.net/> 论坛: <https://shudong.urbancomp.net>
微信公众号: UrbanComp位置智能和城市感知





谢谢!