引文格式:李锐,刘朝辉,吴华意.城市人口流动感知与建模方法综述[J].武汉大学学报(信息科学版),2025,50(5):973-995.DOI:10.13203/j.whugis20240082

Citation:LI Rui,LIU Zhaohui,WU Huayi.A Review of Urban Population Mobility Perception and Modeling Methods[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University,2025,50(5):973-995.DOI:10.13203/j.whugis20240082

城市人口流动感知与建模方法综述

李 锐[1,2] 刘朝辉[1] 吴华意[1,2]

1 武汉大学测绘遥感信息工程全国重点实验室,湖北 武汉,430079

2 地球空间信息技术协同创新中心,湖北 武汉,430079

摘 要:近年来,与人口流动相关的地理空间数据激增,给定量研究人口流动模式创造了前所未有的条件,生成了许多捕获和再现人口流动时空结构和规律的方法和模型,为城市规划、交通出行、公共卫生等城市应用提供了科学依据,极大提高了人们理解和管理城市的水平。以城市人口流动感知与建模为核心,从以下几个方面展开综述:① 城市人口流动数据,介绍了流动数据形式及处理方法、数据可靠性分析和隐私保护方法;② 城市人口流动感知方法,介绍了认知并理解人口流动行为的分析与挖掘方法;③ 城市人口流动建模方法,分机理驱动和数据驱动两类模型进行了详细阐述;④ 人口流动感知与建模应用:介绍了人口流动感知与建模研究在城市发展中的主要应用。在此基础上,指出了现有人口流动研究在感知手段和建模方法上存在的问题,同时探讨了未来可能的研究方向。

关键词:人口流动;感知;建模;城市应用

中图分类号:P208 **文献标识码**:A **收稿日期**:2024-05-13

DOI:10.13203/j.whugis20240082 **文章编号**:1671-8860(2025)05-0973-23

A Review of Urban Population Mobility Perception and Modeling Methods

LI Rui[1,2] *LIU Zhaohui*[1] *WU Huayi*[1,2]

1 State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China

2 Collaborative Innovation Center of Geospatial Technology, Wuhan 430079, China

Abstract: In recent years, the surge of geospatial data related to population mobility has created unprecedented opportunities for quantitatively studying population mobility patterns. This influx of data has led to the development of numerous methods and models that capture and reproduce the spatiotemporal structures and dynamics of population mobility, providing a scientific basis for urban planning, transportation, public health, and other urban applications. Consequently, it has significantly enhanced our understanding and management of urban environments. From the perspective of the intersection between human mobility research and spatial interaction studies, we review the research framework and recent advancements in urban population mobility perception and modeling methods, further discuss their applications in urban development and anticipate future research directions, aiming to inspire and facilitate innovation and deeper application in population mobility research. (1) Types and processing methods of urban population mobility data: This section analyzes various kinds of urban population mobility data, including location point data, trajectory data, and flow data, while addressing issues related to data reliability analysis and privacy protection. (2) Perceiving methods for urban population mobility: This section introduces methods for understanding population mobility dynamics, network analysis, and population mobility data mining, which provide deeper insights into the spatiotemporal interaction patterns of population mobility. (3) Modeling methods for urban population mobility: This part provides a detailed exposition of modeling methods, encompassing both mechanism-driven and data-driven models, such as gravity

基金项目:国家自然科学基金(U20A2091)。

第一作者:李锐,博士,教授,研究方向为行为计算与智能服务。ruili@whu.edu.cn

通信作者:吴华意,博士,教授。wuhuayi@whu.edu.cn

models, intervening opportunity models, population flow prediction models, and origin-destination flow generation models. These methods provide the theoretical foundation and tools for describing, simulating, and predicting urban population mobility. (4) Applications of population mobility perception and modeling: This section explores the application of research in urban planning, transportation, public health, and public safety, illustrating how these findings can provide scientific support for addressing urban issues. For example, in urban planning, population mobility data can aid in identifying urban spatial structures and regional functions; in transportation management, flow models can predict traffic volumes and optimize traffic planning; in public health, mobility models can simulate and control the spread of infectious diseases; and in public safety, mobility perception technologies benefit disaster early warning and emergency response. Despite significant advancements in population mobility perception and modeling, existing research still faces shortcomings, such as low spatiotemporal accuracy, poor model interpretability, and insufficient understanding of urban application scenarios. Based on an analysis of these issues, we propose potential research directions for the future, including the acquisition of high spatiotemporal resolution population mobility data through multi-source data integration, the construction of hierarchical population mobility networks, mechanism-driven population mobility modeling, and scenario-driven urban applications. These research directions are hopeful to significantly advance the development of population mobility perception and modeling, providing powerful scientific support for urban applications. As the pace of urbanization accelerates and information technology evolves, the study of population mobility perception and modeling will play an increasingly important role in urban management and services.
Key words: population mobility; perception; modeling; urban applications

城市规划和设计领域的经典著作《The Image of the City》中曾指出,城市中的移动要素,特别是人口及其活动,是与城市静态物理环境同等重要的部分[1]。城市人口流动是人口在城市内部不同区域间的位置移动行为,是城市内各种社会生产活动的重要基础[2]。城市形态、人口分布、功能属性、交通网络等城市要素之间相互作用和叠加影响,使得城市人口流动表现出极大的复杂性[3]。地理大数据和人工智能技术的发展,为人口流动研究提供了新的机遇。实践表明,对城市人口流动特征、规律、模式的感知和建模,可为城市规划、交通出行、疾病防控、应急管理等提供科学依据,极大提高了人们理解和管理城市的水平[4-6],城市人口流动感知和建模研究是智能时代城市研究的重要课题。

城市人口流动的研究受制于流动数据可获得性的发展。早期城市人口流动研究依赖于小样本的出行日志,这类数据往往记录几十到上百人在数周内的出行记录,包括出行目的、目的地以及出行方式等信息,研究内容主要集中在小范围人口群体,从出行习惯和访问模式等方面对人口的出行行为进行了初探[7-8],结论的普适性和代表性有限,且无法反映城市活动动态。进入大数据时代,人口流动研究焕发出新的生机。GPS轨迹、手机信令、智能刷卡、带地理标记的社交媒体等数据大大提高了数据的覆盖群体、时空范围和时空分辨率,使得人口流动行为特征模式、行为节律的认知成为可能[9-10],同时为城市空间结构识别、访问热点探测等大规模城市动态监测提供了便利[11-12]。随着以深度学习为代表的人工智能(artificial intelligence,AI)技术的进一步发展,人口流动的时空特征捕捉和拟合能力大大提升,人口流动研究成果在城市中的应用取得了蓬勃发展[13]。

随着数据采样方式的多样、时空分辨率的差异,基于不同人口流动数据对人口流动的认知结论出现一定程度的冲突,不同时空分辨率的数据从不同细节层次展示人口流动行为,多种行为细节层次的数据使得人口流动行为认知似乎也遇到了层次效应问题[14-15],高时空分辨率的人口流动感知与建模成为逼近真实人口流动规律的必要途径[16]。AI for Science的研究范式下,深度学习模型强大的拟合能力可以捕捉到人口流动行为中广泛的时空关联,但也面临着地理可转移性、模型可解释性的挑战[17]。在人口流动研究的长期发展中,人们积累了人口流动行为存在距离衰减、空间依赖、尺度效应等规律性的认知[18],但对规律现象背后的驱动要素认知不足,如何结合地理大数据和因果推断方法挖掘规律背后的驱动要素,并将人口流动规律显式嵌入到人口流动建模过程中,开启人口流动研究中的Science for AI范式或许正当其时,同时也是提高城市人口流动管理效率,扩展相关城市应用深度和广度的关键[19]。

本文从人类移动性研究和空间交互研究的交

叉学科的角度理解城市人口流动,城市人口流动感知与建模聚焦于城市人口流动现象和规律的探究,其中人口流动感知为获取并处理城市人口流动信息,挖掘并理解人口在时空交互中的活动规律,主要包括人口流动动态感知、人口流动网络分析、人口流动特征挖掘三部分的研究内容。相应地,人口流动建模为对城市人口流动规律进行描述、模拟和预测,主要包括机理驱动建模和数据驱动建模两种研究范式。与已有综述研究相比,本文聚焦城市内部人口流动,综合人口流动感知和建模两个研究维度,对人口流动的早期研究和大数据时代的人工智能方法进行了统一梳理,同时补充了人口流动方向的最新研究,以期对新范式下人口流动的研究创新与深度应用提供启发和帮助。

本文从人口流动数据、流动感知、流动建模、城市应用4部分展开综述。其中,人口流动数据部分介绍了现有研究中流动数据形式及处理方法、数据可靠性分析与隐私保护方法,流动感知部分重点介绍了认知并理解人口流动的分析挖掘方法,流动建模部分对机理驱动和数据驱动两类模型进行了详细阐述,最后介绍了人口流动研究在城市发展中的主要应用。其中,流动数据是人口流动感知与建模的基础,感知和建模为人口流动研究的核心内容,两者同时支撑城市应用,城市应用反过来为感知和建模手段的发展提供需求上的驱动力。框架图如图1所示。

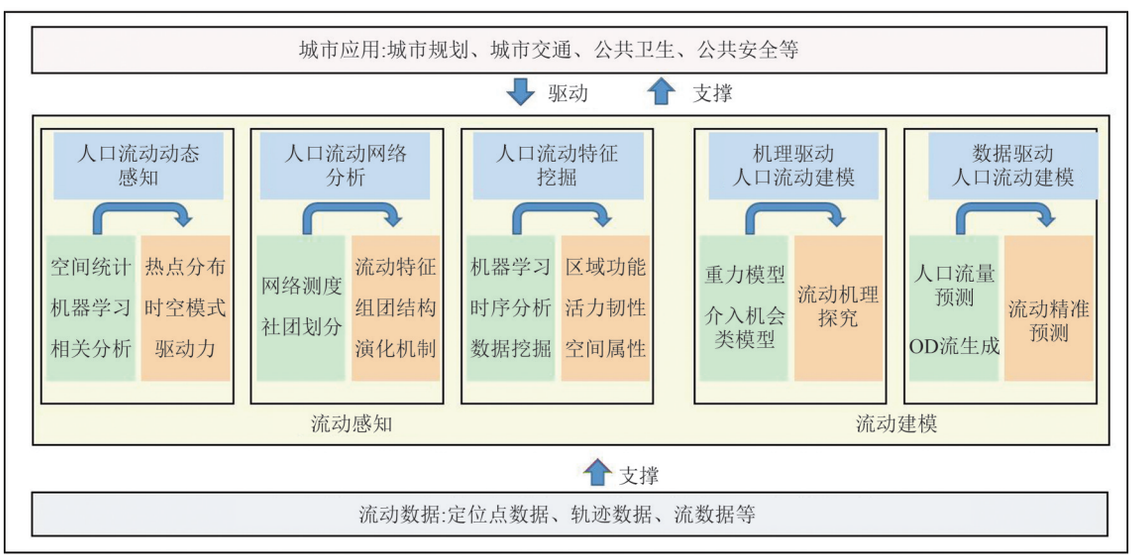


图1　综述内容框架图

Fig. 1　Framework of the Review

1　文献筛选与标注

本文从研究范围、研究对象、研究数据、研究主题4个维度分别确定了模糊和精确两类检索关键词,其中模糊匹配词增大检索范围,确保文献检索的全面性,精确匹配词,确保不遗漏明确符合综述内容的参考资料。基于中国知网和Web of Science Core Collection数据库分别进行中英文文献的检索,通过主题(包含题目、摘要、关键词)匹配,初步筛选了1 020篇英文文献和141篇中文文献,同时基于所选文献的参考文献,二次链接到103篇参考文献,总共得到1 264篇综述原材料。文献检索关键词见表1。主要基于标题、摘要、部分参考文献全文,对1 264篇论文进行筛选和标注,去除了850篇主题无关文献(主要聚焦个体流动规律建模、国家和城市群尺度人口流动和其他无关主题),将414篇主题相关文献作为本次研究的文献对象。通过对文献内容进行阅读,概括其研究主题和研究内容,形成文献标注,并对各研究主题的文献数量进行了统计,具体见表2。

为直观展示不同研究方向的关注度,图2展示了不同研究方向的文献数量分布。可以看出,不同研究方向下各研究主题的文献数量分布有着较大差异。在流动感知部分,人口动态感知的文献比重最大,与人口流动数据直接反映了城市中人口流动动态的事实相符。在流动数据的相关研究中,关注数据可靠性的研究多于隐私保护,在流动建模部分,数据驱动建模的研究较为主流。与其他3个研究方向相比,城市应用研究中4个研究主题的文献数量分布相对更为均匀。

表1 文献检索关键词

Table 1 Literature Search Keywords

统计项	中文搜索关键词	英文搜索关键词
研究范围	城市	city; citywide; urban
研究对象	人口流动、**人类移动性**、**空间交互**	population mobility; **human mobility**; **spatial interaction**; people movement; population movement
研究数据	**大数据**、**地理空间数据**、社交媒体、手机数据、通话详单数据、GPS、智能刷卡、轨迹数据	**big data**; **geospatial data**; social media; mobility phone data; call detail record; GPS; smart card; trajectory
研究主题	**城市感知**、时空数据挖掘、复杂网络分析、**流动建模**、**模型**、流动预测、流生成、城市应用、城市规划、交通管理、公共安全、公共卫生	**urban sensing**; **urban perception**; urban understanding; complex network analysis; spatiotemporal data mining; **mobility modeling**; **model**; crowd flow prediction; mobility flow generation; population flow generation; urban application; urban planning; transportation management; public security; public health

注:加粗关键词为模糊关键词,其余为精确关键词。

表2 文献标注结果

Table 2 Literature Labelling Results

研究方向	研究主题	研究内容	文献数量/篇
流动数据	数据可靠性分析	数据适用性、代表性、结论一致性等	21
	隐私保护	数据合成、数据聚合等	14
流动感知	流动动态感知	流动热点、流动模式、流动驱动力等	153
	流动结构探测	区域边界、城市中心、社团结构等	37
	流动特征挖掘	土地利用、城市韧性、城市活力等	63
流动建模	机理驱动建模	重力类模型、介入机会类模型等	15
	数据驱动建模	OD流生成模型、流量预测模型等	36
城市应用	城市规划	区域功能与特征、城市空间结构等	21
	城市交通	交通管理、拥堵预警等	15
	公共卫生	环境暴露评估、传染病防控等	22
	公共安全	人群疏散、灾害救援等	17

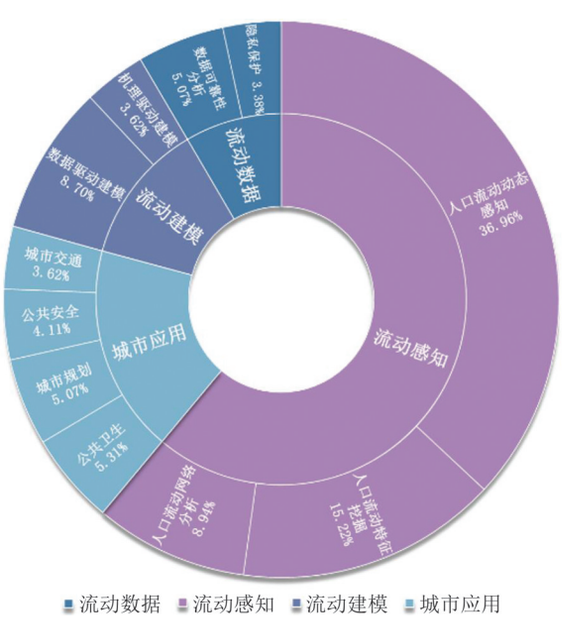


图2 研究主题分布图

Fig. 2 Research Topic Distribution Map

在文献筛选和标注结果的基础上,对各研究主题的内容进行精细阅读、质量评价,筛选出具有研究代表性和研究深度的高质量论文进行归纳总结。

2 人口流动数据

大数据时代,随着地球观测、无线传感器网络、互联网和通信技术的快速发展,以及社交媒体平台的普及,人口流动数据的采集工具已经从传统的人工调查转变为人人都可随身携带、处处都可监测的泛在传感器[20-21]。数据采集方式的发展改变了人口流动的研究范式,使人们能够在不同时空尺度感知人口流动现象[22]。多源泛在的大数据使人们有机会在广泛的时空范围及更高的时空精度上观察城市人口活动的同时,也引发了诸多学者对数据可靠性和隐私保护的担忧。

2.1 流动数据获取

定位点数据、轨迹数据和流数据是人口流动数据的3种重要数据形式。手机信令[23]、Wi-Fi定位数据[24]、社交媒体签到数据[25]往往表现为定位点数据,其中手机信令和Wi-Fi数据依赖于移动设备与通信基站/无线接入点之间的信号交互,

以通信基站/无线接入点的位置近似移动设备位置,其数据精度取决于通信基站/接入点空间密度,通信基站定位精度通常在千米级,与GPS定位相比要大得多,受数据生成机理的约束,在表征人口动态时,通常基于基站位置分布生成泰森多边形近似捕捉用户活动范围,将定位点数据以用户为单位进行时序上的关联,形成流动数据[26]。与手机信令和Wi-Fi数据相比,社交媒体数据具有稀疏性和不确定性特征,直接进行时序关联生成流动数据往往不太准确,需要进一步关联推断形成流动轨迹。如文献[27]基于聚类算法发现社交媒体的空间热点分布,基于热点同天内共现的概率推断热点间的流动路径,基于时序判断流动方向,形成流动数据。

装配有GPS等实时定位设备的手机、出租车等往往可直接提供具有高时间分辨率的轨迹数据[28-29]。由于信号遮挡等原因,轨迹数据往往存在异常点、噪点和漂移等问题,当偏离误差较大时,可基于轨迹计算速度参数,对轨迹进行去噪,同时可借助卡尔曼滤波、Douglas-Peucker算法等方法进行数据清洗和数据平滑[30]。轨迹数据中满足在局部空间内停留超过一定时间的空间点,被称为停留点,这些点往往表达了特定的语义,例如家庭和工作位置,现有处理流程中,往往采用时间-距离阈值规则或者聚类算法,如DBSCAN(density-based spatial clustering of applications with noise)等进行识别[31]。室外监控摄像机作为城市基础设施的一部分已经变得普遍,并为研究城市动态提供了良好的数据来源。通过计算机视觉技术可识别个体在像素空间轨迹,通过透视变换可将轨迹映射到地理空间,进一步基于DBSCAN聚类算法识别轨迹中的停留点,可形成个体的语义轨迹[32]。不同于定位点数据和轨迹数据,公交、地铁等智能刷卡数据[33-34]明确记录了流动的起点和终点,直接以OD(origin-destination)流的形式存在。将以上不同类型的个体移动数据进行空间映射和聚合,可得到基于不同空间单元类型和空间尺度的人口流动数据[35]。随着大规模流动数据在城市研究中的蓬勃发展,逐步衍生出了诸多流动数据处理的优秀开源工具,如Scikit-Mobility[36]、TransBigData[37]、Trackintel[38]等python库,提供了数据清洗、停留点检测、空间聚合映射、数据可视化等常规性数据处理功能,并支持经典流动模型构建,促进了流动数据处理的标准化,提升了人口流动建模中方法的复现性及可比性。

2.2　数据可靠性分析

现有研究结合传统调查数据分析了不同类型的地理空间大数据的数据适用性、代表性和研究结论的一致性。文献[39]和文献[40]分别使用出租车轨迹数据和手机信令数据对Huff模型进行了参数校准,结果验证了两种数据用于空间交互模型校检的可行性。文献[41]使用2018—2022年5年期间SafeGraph手机定位数据,从时间、空间、社会经济多个维度对数据采样率偏差进行了评估,研究发现数据在县级尺度以及性别、年龄维度的抽样偏差较小,对中等收入人群的代表性要高于低收入人群,同时受突发公共卫生事件的影响,数据代表性和抽样偏差会发生动态变化。文献[42]将超过4 000万条含地理标记的Twitter推文推断出的人口流动与美国人口普查局普查统计得到的就业与居住地数据推断的人口流动数据进行多尺度的流动模式对比,发现两个数据集在县级尺度的人口流动上具有较强的相关性,并指出社交媒体渗透率和用户隐私分享意愿会影响社交媒体的数据应用价值。

2.3　数据隐私保护

人口流动数据及其分析可能会导致隐私问题,文献[43]曾指出,基于小时粒度下手机通信基站的空间定位数据,只需要4个时空点足以唯一识别95%的个体。对隐私的侵犯性会影响公众对位置数据收集的意愿,并引发法律问题,进一步影响相关应用,诸多学者对轨迹数据的隐私保护和增强技术进行了研究,主要可分为k-匿名技术、差分隐私技术和生成技术三类。

k-匿名技术及其变体是在轨迹隐私保护中应用最广泛的模型之一,其基本思路是通过数据编辑、降低数据表示粒度等方式,使得数据中有至少k个足够相似的轨迹,保证每个个体对象都隐藏在大小为k的群体中,从而避免被识别。文献[44]基于欧氏距离计算轨迹的相似性,使用贪婪算法对轨迹实现以k为粒度的聚类,对每组k个相似轨迹用尽可能小的时空编辑操作进行时空转换,使得组内所有轨迹与其中心轨迹足够相似。文献[45]首先确定一些特定个体容易被披露的关键轨迹序列,通过添加或删除一些移动点来扭曲每个关键序列,从而降低个体识别的概率。

差分隐私是通过向流动数据的位置信息、时间信息中添加受控制噪声的方式实现隐私保护的统计框架,其保证数据分析结果对原始数据中是否存

在某个个体不敏感。基于拉普拉斯机制的差分隐私模型是其常用实现,该类方法旨在最小化由拉普拉斯机制添加的噪声,在预设的隐私保护强度参数的约束下尽可能多地保留数据效用。文献[46]首先按照位置序列的前缀相似性,将轨迹数据库组织为前缀树,然后按照隐私保护强度和拉普拉斯机制,为前缀树的每个层级确定噪声轨迹的数量,并加入满足前缀要求的噪声轨迹,在计数查询和频繁序列模式挖掘任务中验证了方法的有效性。文献[47]对文献[46]中的方法进行改进,提出了SafePath算法,通过引入时间戳分类树保留了隐私处理后轨迹数据的时间维度,在保护个体隐私的前提下增加了数据效用。差分隐私方法具有很好的适应性和灵活性,适用于各种数据类型和分析任务,包括聚合查询、机器学习模型训练等。此外,它还支持联合学习和同态加密等高级应用,但由于随机噪声的加入,差分隐私处理不适用于需对个体进行分析的应用场景。

基于生成的数据隐私保护技术,通过构建人类移动数据生成模型,产生在统计层面接近并在应用层面可替代真实数据的合成数据。生成对抗网络、变分自编码器、扩散模型等生成式模型被广泛应用于轨迹数据生成任务中。文献[48]提出了条件对抗轨迹合成方法,将k-匿名化与条件对抗训练结合,基于注意力机制和循环二分图匹配等方法生成高质量的个体级合成轨迹数据。文献[49]将时间点过程与变分推理框架相结合,实现了连续时间分布、可变长度和多维上下文信息的人类轨迹生成。文献[50]提出DiffTraj模型,将扩散模型的生成能力与从真实轨迹得出的时空特征相结合,通过反向轨迹去噪过程从白噪声中重建和合成地理轨迹,并在下游轨迹分析任务中验证了生成数据的有效性。生成方法通过生成的无隐私的数据替代原始数据,为隐私保护提供了有潜力的解决方案,但人类行为的复杂性及其固有的随机特征使得生成高质量轨迹数据仍存在挑战。

3 人口流动感知

人口流动感知从城市人口流动时空交互视角出发,基于泛在地理空间数据,借助机器学习、复杂网络分析及时空数据挖掘等多领域方法,获取并处理城市人口流动信息,挖掘并理解人口在时空交互中的活动规律,相关结果和结论为城市规划、交通管理等城市治理提供直接的信息与知识支撑(表3)。

3.1 人口流动动态感知

城市人口流动数据是感知城市人口动态的第一手资料,现有人口动态感知研究借助时空统计、机器学习等时空数据挖掘手段,发现人口流动的热点分布[12],挖掘人口流动的时空模式[51-52],并探索现实世界中物理和社会经济环境对人口流动的驱动力。人口流动的数据表征是对其隐含信息与知识进行分析和挖掘的基础。人口群体的流入和流出分别反映区域对人口群体的拉力和推力大小,根据对流入和流出处理方式的不同,现有人口流动数据挖掘研究对流动数据的表征方式分为点分布、时序分布、流入-流出轨迹分布三类。早期人口流动知识挖掘研究往往对流入和流出分开处理,起点表征了人口出行需求,终点反映了出行目的地的偏好,这种数据表征方式为城市基础设施规划和交通管理的相关知识挖掘提供了直观有效的表达[53-55]。时序分布的人口流动表征方式往往以某一尺度的空间单元为对象,将区域内的活跃人口数或净流量按时序组织,区域内活跃人口时序变化反映了人口活动节律,同时蕴含了单元的土地利用功能属性[56]。净流量时序变化的稳定性则反映了区域内人口聚集和分散趋势,与区域内公共资源的配置相关联,研究人员和政策制定者可以利用这些结果来了解城市功能配置的动态效率,动态更新环境和交通政策[57]。除点分布和时序分布方式外,有学者提出同时处理流入和流出的表征方式。将一个区域的某一时间段内的流入量和流出量分别看作是横纵坐标,则区域在不同时间段的坐标点可形成一个轨迹,方法基于相邻点之间的线段长度、线段与对角线矢量夹角、环路方向等几何特征,可直观地区分出不同城市空间的流动昼夜节律,为解释区域流动的昼夜节律变化提供了新的视角,同时为理解区域功能和人口出行需求在一天内的动态变化提供了表征基础[58]。

人口流动动态感知主要关注于城市全局的人口流动热点分布[59]、时空模式[60-61]、城市物理和社会经济环境对人口驱动力分析[62-64]3个方面。在人口活动动态点分布表征的基础上,热点识别的关键在于聚集程度量化和热点判别规则的制定。现有研究中,局部莫兰指数[65]、Getis-Ord G_i^*[66]、G函数[67]等空间统计方法常用来量化人口活动的聚集程度,在此基础上基于经验阈值和自动化的两种方法进行热点判定。文献[59]利用核密度估计和X-means聚类算法从手机信令数据中识别人口的聚集和分

散热点,结合城市功能区的空间分布,对城市中6种典型的时空格局进行了识别和讨论。文献[68]使用Getis-Ord G_i*评估每个400 m网格的局部聚类特征,并通过Z得分进行显著性检验,将聚集显著性位于前后10%置信区间的网格分别作为人口活动的热点和冷点。文献[69]基于Head/Tail Breaks方法实现自动化的层次热点划分,该方法针对重尾分布数据的自相似性,利用分形思维对重尾分布的头部数据进行递归分割,从而得到层次化热点。

人口流动的时空模式源于人口社会活动的时间节律和空间依赖。现有研究中聚类算法和矩阵分解常被用来提取人口流动的时空模式。文献[70]以净流量强度标签组成的时序表征区域收敛和发散强度,采用X-means聚类算法发现人口流动的聚散模式,并基于区域土地利用特征对模式成因进行了解释分析。Tucker分解旨在将一个高阶张量表示为一组低秩核张量的乘积形式,从而挖掘多维数据中的潜在模式,并且可以捕获不同模式之间的关系。文献[71]使用Tucker分解算法识别到特殊日期、早晚高峰等时间特征影响下的流动时间模式和6种空间模式,并基于核心张量揭示空间模式的活动语义。文献[72]基于Voronoi多边形、交通分析小区和网格单元,利用自组织映射法从深圳市手机信令数据中提取了8种人口流动的空间聚散模式,并分析了人口流动模式与土地利用之间的关系。文献[73]基于趋势面拟合的方式对流空间中流量空间模式进行提取,并利用带等值线的OD图对空间流动模式进行描述,发现了城市功能斑块的分布与流动趋势的关联性。

城市人口流动的热点及模式受城市物理和社会经济要素影响,现有研究在人口流动热点和模式挖掘方法的基础上,基于时空统计、可视化分析等相关性分析手段量化和验证了城市动静态环境对人口流动的驱动作用。文献[74]基于负二项式地理加权回归模型探究了基础设施可达性对城市内部OD流的空间异质影响,发现在城市全局范围内,人口倾向于到访教育和零售基础设施更好的社区。文献[75]基于手机信令数据测量出行距离对人口流动的影响,基于多项式-指数函数描述了出行距离对人口出行的阻抗作用,并指出出行距离的阻抗分布一定程度上反映了城市的发展演化阶段。文献[76]基于推特数据验证了人口活动类型对城市拥堵的影响,首先基于DBSCAN聚类算法和潜在狄利克雷分配模型从推特数据中挖掘城市人口不同类型社会活动的时空分布,然后结合热图和累积概率直方图等可视化分析手段,探究了早晚高峰道路拥堵时段的社会活动主题的频率分布,发现人类活动对早高峰拥堵的影响较小,而下班后人口的娱乐活动对晚高峰道路拥堵关联性较强。文献[77]基于出租车出行数据构建人口流动网络,通过观察不同天气和时段下出行流量、出行距离及出行度的空间分布变化,定性分析了时间节律和天气对人口流动的影响。

3.2　人口流动网络分析

城市人口流动天然以网络的形式存在,给定一个人口流动数据集,将研究区域进行单元划分,以区域单元为节点,单元间的流动关系为边,就形成了人口流动网络。随着城市不断发展壮大,人们开始关注人口流动反映出的城市空间关联及其背后的驱动力,不同于土地利用、道路等城市要素表征的城市静态物理结构,人口流动网络上流动关系和流量的时间变化反映了区域中心性、组团等城市结构的动态。以人口流动网络为基础,人口流动网络分析主要借助网络测度方法和社区检测方法研究城市空间结构,是理解和规划城市建设环境的科学过程的重要组成部分[78-79]。

网络测度是衡量网络结构和节点特性的数学指标,常见的指标有度、节点强度、接近中心性、介数中心性、图密度、聚集系数、基序等[80]。现有研究将网络测度指标及其分布与人口流动网络的现实含义相结合,实现对人口流动特征和规律的认知。文献[81]结合节点度、节点强度、聚类系数和接近中心性等特征参数描述道路网络的复杂特征,使用灰色系统评估方法与层次分析法,建立了交通拥堵疏散节点和疏散路径选择模型。文献[82]基于归一化度数和相对最小临界值法,从多尺度视角识别和测度了城市功能多中心性,区分了城市形态多中心性和功能多中心性之间的尺度依赖性差异。文献[83]基于图密度比较不同区域的内部交互强度,同时结合节点强度、介数中心性和接近中心性衡量人口活动中心,发现了城乡区域内部活动的差异以及区域强度中心和结构中心的一致性。文献[84]基于边权重和长度表征人口流动强度和出行距离,同时融合网络拓扑结构,量化城市人口空间交互中心性,挖掘城市人口流动中的地理关键节点。基序是指网络中的一些小的、重复出现的模式或子图。这些基序可以看作是网络中的一种局部结

构,它们在整个网络中的频繁出现可能对网络的功能和动态性质产生影响。文献[85]比较了不同数据集所反映出的人口流动的子结构,发现同一数据集在工作日和节假日间有着类似的基序分布,不同数据集的基序分布差异较大,说明不同流动数据在反映区域联系紧密程度和局部模式方面有着较大差异。

社区是复杂网络中紧密连接的一组节点,社区检测的目标是将整个网络划分为多个紧密连接的子网络。常见的社区检测算法有模块度最大化、谱聚类、Infomap等,其中Infomap以其对加权有向网络快速稳定的处理能力,在人口流动研究中得到广泛应用[86]。文献[87]根据手机位置数据和时间规则识别出家庭和工作位置,构建了有向加权通勤网络,基于Infomap算法揭示了城市通勤出行结构。除关注通勤等特定主题外,相关学者进一步研究了出行距离和功能分布对城市空间结构的影响。文献[83]考虑到长途和短途出行的差异,按照从小到大的出行距离次序将出租车出行流纳入到流动网络中,观察Infomap检测到的社区的变化,揭示了上海两级分层多中心城市结构。文献[88]模拟城市中不同居住地和工作地空间分布及规模情况,探讨了4种就业分配策略所带来的城市空间结构。

基于手机定位、出租车轨迹、公交刷卡等多源地理空间大数据构建的人口流动网络,为城市人口流动的空间关联和演化机制研究提供了良好的表征基础。网络测度从空间关联的角度描述了人口流动特征规律,社区检测算法为揭示人口流动组团结构及演化过程提供了有效手段。人口流动是城市人口群体在多种出行主题驱动下产生的复杂现象,不同主题的人口流动在流量、流向、流动距离、流动频次等多维流动特征方面表现出显著差异,同时对城市治理有着不同的影响和价值,比如城市中潮汐性拥堵治理主要关注城市通勤主题下的高频次出行,而城市15分钟生活圈的构建则需要从出行距离特征出发,考虑购物、医疗、休闲等多主题出行。现有城市内部人口流动的感知研究对流动主题和流动特征缺乏针对性,网络层次单一,未能充分发挥人口流动网络对人口流动驱动机制研究的作用,因此,构建多主题、多维度、多层次的人口流动网络是研究人口流动与城市空间结构、环境要素的交互关系及驱动机制的关键。

3.3 人口流动特征挖掘

人口流动反映了城市人口对城市空间的使用痕迹,从人地关系的视角,人口流动特征是理解城市空间的重要基础[89]。相关学者从城市空间的认知需求出发,从空间关联的人口流动模式中挖掘城市空间功能、活力与韧性、不可替代性与聚散稳定性等空间属性[5]。

人口流动捕捉了城市功能的动态特征。文献[90]基于出租车数据捕捉公里网格人口流入流出的源汇特征,基于分类树和对应分析法,验证了人口流动特征与土地利用之间的强关联关系。文献[91]将路段与GPS轨迹视为单词和句子建立道路轨迹语料库,基于Word2Vec模型学习路段的地理语义嵌入,并基于图卷积网络实现了路段级土地利用分类。文献[92]基于出租车流入流出的时间序列、流动网络和含地理标记的微博文本学习交通分析区(traffic analysis zone,TAZ)的人口活动动态、交互特征及活动语义的表征,然后对表征进行模糊C均值聚类,基于单元对不同集群的隶属度判别其功能的混合程度。文献[93]提出一种城市功能区边界划定方法,通过在分层空间交互模型寻找具有最佳拟合优度的分区方式,基于通勤OD矩阵重新绘制了城市功能区非重叠边界。

人口流动的流向、距离、强度、频次等流动特征及其变化,隐含了城市空间对人口的吸引力、影响范围、影响强度和稳定性的动态信息,是人们认知和理解城市活力、韧性、不可替代性、聚散稳定性等空间特征的重要手段。1961年,Jacob首次提出城市活力的概念,将城市活力定义为人们在特定空间(如街道)中的活动强度和类型,反映了城市的吸引力和多样性,此后城市活力一直是多学科研究的重点。文献[94]利用最小-最大归一化的方法,分别基于智能卡数据和微博签到数据提取地铁空间的物理活力和虚拟活力,探究了建筑环境对地铁站活力的影响。文献[95]基于手机信令数据提取商业区的人口净访问量,结合商业区面积定义了商业区活力指数,并利用地理探测器模型对广州商业区活力进行了研究,发现土地规模和产业集聚效应是影响商业区活力的重要因素。疫情、自然灾害发生前后人口流动模式的变化是反映城市复原力的重要信息来源。文献[96]通过人口流动数据推断地震发生前后城市道路的使用需求,提出了一种综合考虑普通和疏散情况人口流动状态的道路风险分析方法。文献[97]基于手机信令数据构建城市人口流

动网络,结合公共健康事件期间的餐厅倒闭数据,评估了城市餐饮经济应对防控政策冲击的复原力。文献[98]基于OD流数据对区域的不可替代性进行了量化,分别以区域的流入量和吸引流的长度表征区域活力和影响范围,遵照文献计量领域H-index的原理提出I-index,耦合区域活力和影响力量化区域的不可替代性,相关结果可以为城市非必要功能的疏解等提供依据。文献[57]基于累积净流量时序变化,设计了人口聚散稳定性分析指标,分别对手机基站、公交线路、TAZ三类空间单元的人口聚散稳定性进行了分析,探究了通信网络设施和公共交通的负载需求变化,相关结果可服务于通信网络按需服务、公共交通动态调度等城市功能服务效率的提升。城市基础设施和各项功能服务于城市人口,城市人口的出行行为分析为衡量城市人口活动需求与城市功能配置的相互适应性提供了有效手段,为指导城市可持续发展、促进社会公平的科学决策与精细化管理提供了依据。

表3　人口流动感知研究概况

Table 3　Overview of Population Mobility Perception Research

研究领域	主要方法	感知目标
人口流动动态感知	莫兰指数[65]、Getis-Ord G_i^*[66]、G函数等空间统计方法[67]	热点分布
	矩阵分解[70]、聚类[71-72]、趋势面分析[73]等模式识别与机器学习方法	人口流动时空模式
	时空统计[74-75]、可视化分析[76]等相关性分析方法	人口流动驱动力
人口流动网络分析	中心性、图密度、聚类系数、基序等网络测度方法[80-84]	流动中心性、子结构等城市局部特征
	模块度、Infomap等社区检测方法[85-87]	城市组团结构及演化
人口流动特征挖掘	表征学习、分类、聚类等机器学习方法[88-91]	区域功能
	时序分析、数据挖掘等多领域方法[92-96]	城市活力与韧性、不可替代性、聚散稳定性等

4　人口流动建模

人口流动建模是描述、模拟和预测不同单元间人口空间交互现象的过程,根据建模方式可分为机理驱动和数据驱动两种建模范式,如表4所示。

4.1　机理驱动的人口流动模型

机理驱动的人口流动模型通常以人口流动现象的宏观发生规律或人口流动行为的微观决策机理为理论假设,将人口数量作为效益机会的代理,以距离或介入机会作为出行阻抗的代理,通过无参数或少量参数的物理公式描述特定空间范围内的人口空间交互现象。

重力模型从人口空间交互量与人口分布和距离之间的宏观关系出发,类比物理学领域的万有引力模型,构建了描述人口流动现象的定量公式[99-100]。不同于重力模型,介入机会类模型对人口流动行为的微观机理进行假设,认为人口流动行为主要受城市机会效益分布的影响,并以人口数量作为机会量的表征,描述人口机会分布与空间交互量的定量关系[101],根据机会效益对人口流动影响假设的差异,逐步衍生出辐射模型[102]、人口权重机会模型[103]、机会优先选择模型[104]、统一机会模型[105]等,其理论假设、模型公式、方法特点等信息总结如表5所示。

传统机理驱动模型以人口分布和空间距离作为输入数据,对人口流动驱动因素的表征较为单一,地理空间大数据的丰富拓宽了机理模型的建模维度。文献[106]考虑了不同时段住宅、办公和休闲娱乐三类土地利用的功能互补性,将功能互补性指标作为修正因子改进了重力模型,验证了土地功能互补性对城市内人口流动的影响。文献[107]拓展了辐射模型,引入缩放参数建模单元规模和设施分布异质性对人口流动的影响。同时相关学者对重力模型和扩展后辐射模型的参数与空间尺度的关系进行了研究,发现重力模型和拓展后的辐射模型参数主要取决于建模单元的规模,在缺乏历史流动数据校准模型参数时,指数形式的重力模型的距离参数可用$0.3S^{-0.18}$近似,拓展后的辐射模型参数可用$(\sqrt{S}/36)^{1.33}$近似,其中S为建模单元的平均面积[108]。

机理驱动的人口流动模型从人口出行的理论假设出发,有助于理解人口流动的底层机制,模型迁移能力较好,但对人口流动的机理假设过于简化,对人口群体流动状态的描述缺乏动态性,基于常住人口数表征区域的机会效益,对驱动因素的表征方式过于单一,在诸多混杂因素影响下的现实场景中,其预测能力有限。耦合地理空间大数据和AI方法提升机理模型对人口流动的表达能力是有价值的研究方向。

表4 城市内部人口流动建模方法

Table 4 Methods for Modeling Population Mobility Within Cities

建模范式	模型类型	模型特点
机理驱动模型	重力模型[99-100] 介入机会类模型[101-112]	以宏观现象规律或个体出行微观决策机理为切入点,通过物理公式建模人口流动
数据驱动模型	人口流量预测模型[113-118] OD流生成模型[119-127]	以流动数据之间及流动数据与地理空间数据之间的数据关联为切入点,通过机器学习方法建模人口流动

表5 机理驱动的人口流动模型

Table 5 Mechanism-Driven Models of Population Mobility

类型	代表性模型	基本假设	模型公式	方法特点
重力模型	重力模型[99-100]	两地之间流量与两地的人口数成正比,与两地间距离的函数成反比	$T_{ij}=O_i\frac{m_i m_j}{d_{ij}^{\alpha}}$(幂函数) $T_{ij}=O_i\frac{m_i m_j}{e^{\alpha d_{ij}}}$(指数函数)	形式简单、概念易懂,对远距离出行建模效果较差
介入机会类模型	介入机会模型[101]	两地间流量与目的地本身的机会数呈正相关,与介于目的地与起点之间的所有地点的总机会数呈负相关	$T_{ij}=O_i\frac{e^{-\alpha(S_{ij}-m_j)}-e^{-\alpha S_{ij}}}{1-e^{-\alpha M}}$	首次提出基于介入机会的出行微观决策机制,参数普适性弱,一般适用于小空间尺度
	辐射模型[102]	个体选择距离最近,且机会效益值大于起点的地点作为目的地	$T_{ij}=O_i\frac{m_i m_j}{(m_i+s_{ij})(m_i+s_{ij}+m_j)}$	无参数模型,但假设过于严苛,适用于通勤流动建模
	人口权重机会模型[103]	个体选择目的地的概率正比于目的地的人口数,反比于目的地与起点之间的介入人口总数	$T_{ij}=O_i\left[m_j\left(\frac{1}{S_{ji}}-\frac{1}{M}\right)/\sum_j\left(\frac{1}{S_{ji}}-\frac{1}{M}\right)\right]$	无参数模型,考虑了机会衰减效应,多尺度通用性较强
	机会优先选择模型[104]	个体选择机会数同时高于起点机会和介入机会的地点作为目的地	$T_{ij}=O_i[\frac{m_j}{s_{ij}}/(\sum_j\frac{m_j}{s_{ij}})]$	无参数模型,多尺度通用性较强
	统一机会模型[105]	个体选择目的地时存在探索性和谨慎性两种不同倾向	$T_{ij}=O_i\frac{m_i m_j}{(m_i+(\alpha+\beta)s_{ij})(m_i+(\alpha+\beta)s_{ij}+m_j)}$	基于可调参数统一了辐射模型和机会优先选择模型

注:公式中T_{ij}为地点i到地点j的流量;m_i和m_j分别为i地和j地的人口数;d_{ij}为两地之间距离;S_{ij}为包含起止点的介入机会,即以i为中心、d_{ij}为半径的范围内的所有地点的人口数(包含i和j);s_{ij}为不包含起止点的介入机会;M为区域人口总数;α、β为模型校准参数,由实际数据估计得到。

4.2 数据驱动的人口流动模型

当前数据驱动的人口流动研究主要可分为人口流量预测和区域间OD流生成两类,其中,前者目标为预测区域人口流入和流出量,可为人群异常集聚等公共安全事件的早期预警、城市资源的动态调度等应用提供未来时刻的人口流动强度数据支撑;后者目标为生成特定地理区域对之间的流动量,服务于城市交通线路规划、传染病传播防控等。两者的主要区别在于是否考虑人口流动方向,流量预测的结果可作为OD流生成任务的输入,为其提供先验知识约束。

在建模思路方面,人口流量预测对区域流量的时序变化建模,聚焦流动数据之间的关联,仅关注天气等少量环境要素的影响。与之相比,OD流生成关注特定交互区域,建模交互流量与区域特征(区域人口分布、功能属性等)和空间交互特征(空间距离、交通网络等)之间的关系,部分研究还将人口年龄、性别组成等人口属性特征纳入建模范围[109](表6)。

4.2.1 人口流量预测

人口流量变化在时间上具有周期性、时段性和突发性,空间上一个区域的人口流量变化会影响其他区域的流量变化,同时,天气和节假日会带来人群流动时空模式的变化。人口流动的多因素影响、空间依赖、流动模式时空异质等特性使得人口流量预测任务具有相当的复杂性。人口流量预测是一个时空建模任务,其关键在于捕捉流动数据间以及流动数据与天气等动态环境间的时空依赖。

早期人口流量预测采用自回归滑动平均模型(auto-regression and moving average model,ARMA)及其改进方法[110-112]。传统ARMA仅适用于统计特征不随时间变化的平稳时间序列,并且无法处理空间依赖性。一些研究对这些问题进行了改进,但对于长时间周期的处理能力较差,预测精度有限,经

表 6　数据驱动的人口流动模型

Table 6　Data-Driven Models of Population Mobility

模型类型	代表性模型	输入数据/建模要素	主要模块/学习策略	时间粒度	空间粒度
人口流量预测模型	ST-ResNet[113]	历史流量数据、天气和日期等外部因素数据	CNN、RU、FC	30 min、1 h	将城市划分为 32×32 或 16×8 的网格
	STRCN[114]		CNN、LSTM、FC	5 min、30 min	将城市划分为 32×32 的网格
	Periodic-CRN[115]		ConvGRU、FC	5 min、30 min	将城市划分为 32×32 的网格
	MVGCN[117]		GCN、FC	1 h	城市道路分割形成的不规则区域
	ST-Attn[116]	历史流量数据	CNN、Attention、Encoder-Decoder	30 min、1 h	将城市划分为 16×16 或者 32×32 的网格
	MG-ASTN[118]	历史流量数据	CNN、GCN、Attention	1 h	将城市划分为 16×16 的网格
OD 流生成模型	XGBoost[121]	普查人口、空间距离		年度通勤调查	人口普查区
	GMEL[123]	建筑物类型、建筑物密度、出行距离、土地利用	GAT、GBRT	年度通勤调查	人口普查区
	DeepGravity[122]	普查人口、空间距离、土地利用类型、道路网络、POI	MLP	普查周期通勤	10 km×10 km、25 km×25 km
	GSTE-DF[124]	动态人口分布、POI	GCN、CNN、Attention、MLP	30 min	3 km×3 km 网格
	MoGAN[125]	随机噪声	CNN、GAN	1 d	将城市划分为 64×64 的网格
	ConvGCN-RF[126]	土地利用类型、活动人口	CNN、GCN、FC、RF	6 个月	500 m×500 m 网格
	GODDAG[127]	普查人口、POI、空间邻接关系	GCN、GIN、DA	年度通勤调查	人口普查区、街道

注:CNN(convolutional neural network):卷积神经网络;RU(residual unit):残差单元;FC(fully-connected):全连接层;LSTM(long short-term memory):长短期记忆网络;ConvGRU(convolutional gated recurrent unit,ConvGRU):卷积门控循环单元;GCN(graph convolutional network):图卷积神经网络;GAT(graph attention network):图注意力网络;GBRT(gradient boosting regression tree):梯度提升回归树;MLP(multilayer perceptron):多层感知机;GAN(generative adversarial network):对抗生成网络;RF(random forest):随机森林;GIN(graph isomorphism network):图同构网络;DA(domain adversarial):领域对抗。

常作为深度学习方法的对比基线。

深度学习方法是当前人口流量预测的主流方法。CNN可以建模区域周边的历史流量对于其下一时刻流量的影响,多层卷积形成的金字塔结构可覆盖到远近不同距离的空间依赖关系。残差学习解决了深度网络训练过程中的梯度爆炸问题,使得构建具有强大拟合能力的深层次网络成为可能。文献[113]提出将残差学习和卷积操作进行结合,利用基于参数矩阵的融合机制学习不同区域单元受时间邻近性、周期性和趋势性等时序特征影响的大小,同时,利用全连接层建模天气和节假日对人口流量的影响。循环神经网络(recurrent neural networks,RNN)已成功用于序列学习任务,其变体LSTM引入了特殊的记忆单元和门控机制,可更好地处理长时依赖。文献[114]提出STRCN(spatiotemporal recurrent convolutional networks)模型,在短期人群流量预测任务中引入LSTM,增强模型自主捕获长时序依赖的能力。文献[115]引入金字塔结构的ConvGRU,动态捕捉时序中的周期模式。文献[116]结合时空注意力机制捕捉全局范围内流量变化的时空关联程度,通过多输出策略来保留每个预测步骤之间的相关性特征,提升了城市人口流量多步预测的效果。文献[117]引入时空图结构处理不规则区域的人群流量预测问题,基于多视图学习不同类型时序关联、时段特征以及天气的影响,在常规和异常情况下都取得了较优的预测结果。3D卷积沿着时间轴滑动卷积核,将每个时间切片与其相邻切片进行卷积操作,具有处理连续时序特征的能力。文献[118]考虑到区域流量与OD流量相互影响的关系,提出双流框架同时处理流量预测与OD流生成问题,通过融合3D图卷积和跨通道注意力机制,提升对流动模式时空异质性的建模效率。

现有人口流量预测方法依赖于深度学习技术的发展,通过多种深度学习结构的组合设计,为预测任务提供更多维度的建模信息,提高了预测效果,但模型本质上是黑箱模型,可解释性较差。其次,现有研究依赖历史流动数据,忽视城市功能、基础设施、空间结构等对人口流量的驱动作用,对流动数据存在缺失或缺乏历史流动数据的新兴城市的流量估算场景考虑较少。同时,模型方法验证多基于出租车、共享单车等公开数据集,虽然便于在统一基准上比较方法性能,但

建模结果往往是特定出行模式关联的,与实际人口流量预测的应用场景存在差异,因此,有效融合多源数据构造符合真实应用场景的验证数据集,对保证模型实用价值具有重要作用。

4.2.2 OD流生成

早期数据驱动的OD流生成研究多聚焦于利用机器学习对复杂数据的拟合能力提升传统机理模型的建模精度。20世纪90年代,Fischer等[119]和Black[120]分别将单隐层的多层感知机模型用于电信流量和商品流通的流动建模任务中,开启了利用神经网络架构处理流动建模问题的篇章。Morton等[121]基于美国劳工统计局构建的人口普查区粒度的通勤数据集,验证了XGBoost模型可取的明显优于重力模型和辐射模型的生成结果。

近年来,更前沿的研究利用基于深度学习模型的生成式算法,融入更为丰富的区域属性特征、空间交互特征解决人口OD流生成问题。文献[122]从分类器的视角看待单约束重力模型,提出了多层前馈神经网络拓展的重力模型——DeepGravity,该模型结合深度学习的非线性拟合能力和POI分布、土地利用类型、路网长度等区域属性提升了传统重力模型对OD流的建模精度。文献[123]顾及区域属性的空间相关性,提出了地理上下文嵌入模型构建OD流生成特征,验证了地理特征空间相关性对OD流建模的影响。文献[124]首次提出基于动态人口分布推断OD流,设计了基于图时空嵌入的模型GSTE-DF,使用时空图卷积和注意力机制聚合人口动态分布特征,同时融合起止点的POI语义信息实现OD流生成。文献[125]提出MoGAN模型,用加权邻接矩阵表征城市人口流动,将城市人口流的生成当作是图像生成任务处理,但模型要求将建模区域分割成特定数量的空间单元,场景适用性有限。文献[126]提出分别利用CNN和GCN构建编码器,建模节点邻近属性和局部结构对OD流生成的影响,同时利用随机森林充当解码器,提升了对细粒度单元间通勤流动的预测性能。文献[127]提出GODDAG模型,采用图卷积神经网络捕捉区域间空间交互特征,基于邻域对抗训练策略获取模型在不同城市间的迁移能力。

现有OD流生成研究通过特定深度学习结构的组合设计和针对性的训练学习策略,捕获了区域空间属性特征和空间交互特征对OD流生成的影响,同时对属性特征的空间相关性和空间异质性进行了有效建模,提升了OD流生成的建模精度和泛化性能。但现有研究多以人口普查区或大尺度网格作为建模单元,城市内部精细化尺度的建模较少,对城市精细化管理的支撑作用受限。同时由于缺乏动态输入,大多数研究以土地利用、人口普查结果、基础设施分布等短期内难以变化的稳态要素作为输入,而城市人口流动,包括通勤流动,是不断发生变化的,存在着基于稳态要素建模动态现象的矛盾,因此,从不断变化的流动数据提取稳态流动,为稳态要素驱动的OD流生成构建明确研究对象,是提升OD流生成研究的针对性以及模型准确评价的关键。

5 城市应用

城市是人口集聚的地区,人口流动是城市运转中最为活跃的因素之一,是各种社会活动的基础,人口流动的感知与建模是城市建设和管理的重要工具,已在城市规划、城市交通、公共卫生、公共安全等方面取得广泛应用[128-129]。

5.1 城市规划

城市空间结构与区域功能布局是城市规划重点关注对象,人口流动是城市空间结构与区域功能布局共同影响下的城市现象,其感知与挖掘方法为认知和理解城市空间结构和区域功能属性提供了有力手段[130-131]。

5.1.1 城市空间结构识别

城市空间结构是指城市的物理布局和组织,包括土地利用、建筑物、街道、交通系统和公共空间的分布和相互关系[132]。城市空间结构的特征和形态是城市发展历程和地域环境的综合反映,是城市规划和管理的重要内容。城市空间结构的类型和形态对城市效率、社会公平、居民生活质量具有重要影响,高效的城市空间结构能促进城市经济的发展和居民生活质量的提高[133]。

群体流动动态挖掘方法通过定量分析城市流动性与城市各组成部分之间的关系,为了解城市空间结构的整体形态和功能动态提供了手段[134-135]。文献[136]通过构建人口流动网络,基于复杂网络分析方法发现城市人口流动的中心枢纽、组团结构,形成了对城市空间结构整体形态的认知。文献[59]基于上海出租车出行数据构建了空间嵌入网络,利用社区发现算法揭示了上海两级多中心的城市结构,并为现行区级行政区划提供了符合人口交互模式的替代边界。文献[137]描述了城市结构在假期和工作日对出行模式的不同影响,揭示了城市结构的功能动态。

文献[138]进一步将城市结构对人口流动影响的描述粒度细化到天,基于城市人类活动分布的动态变化分析人口活动的集聚强度和时间变异性,对城市结构的稳定性进行了评价,并指出不稳定的城市结构往往表现出较低的通勤效率和较高的碳排放强度。

5.1.2　区域功能与特征探测

人口流动的时空特征与模式反映了区域的动态功能和属性特征,准确掌握这些信息对制定合理的城市规划有着极其重要的意义[139]。由于不同的土地利用功能会驱动产生不同的人口活动模式,因此,基于流动数据挖掘土地利用功能的研究往往首先通过流动数据提取人口活动的时空模式,然后基于模式推断土地利用功能[140]。文献[141]整合了出租车轨迹数据、微信用户密度数据、POI数据和高分辨率遥感影像数据,基于改进的DBSCAN算法和点密度分析方法构建了建筑物功能的推断方法,分析不同类型的流动数据对于推断建筑物尺度功能的效用。文献[142]基于手机通话详单数据揭示了住宅、商业、工业、公园等四类土地利用与其他类型人口活动模式的差异。文献[143]构建了手机活动的合成向量,使用半监督模糊C均值聚类识别土地利用类型,探究了手机通话量时序数据在土地利用分类任务中的潜力。文献[144]基于区域日累计人口总数表征区域活力,定量地研究了土地混合功能对区域活力的影响,发现增加POI设施类型比增加POI密度带来更显著的区域活力,为调整土地功能规划和社区设计提供了依据。区域吸引人口的数量和流动距离反映了区域活力和影响范围,文献[97]结合两者量化城市空间区域在社会意义上的不可替代性,并进一步分析了市民就医行为偏好以及城市不必要功能的空间分布,方法可为城市医疗资源的合理规划、城市不必要功能的疏解提供参考。

5.2　城市交通

人口流动的感知与建模为城市交通规划和管理提供了科学依据。交通规划领域的需求预测工作中,常采用四阶段法的模型框架,即依次进行出行生成预测、出行分布预测、交通方式划分和交通流分配[145]。其中,出行生成预测、出行分布预测本质是对人口流动网络的研究,研究人口流动网络上流量模式形成机制、预测网络流量强度对交通规划应用具有重要价值[146]。同时,人口流动网络为交通研究提供了动态、精细的空间组织依据,为分析实时路况、缓解城市交通拥堵等交通管理工作提供了方法指导。交通管理需要人口流动信息作为支撑,通过分析人口流动数据,挖掘人口出行需求与特征,可为城市交通规划与管理提供有效帮助[147]。文献[148]使用城市公交数据构建人口流动网络,基于复杂网络分析的方法对城市交通系统的脆弱性进行了评估,相关结果为智能城市交通系统的规划提供了可选工具。文献[149]基于出租车轨迹数据挖掘城市人口出行热点,结合遗传算法建立了出租车站位置选址模型,为市政部门顾及人口出行需求的出租车选址提供了科学方法。文献[57]基于手机信令数据挖掘区域人口流动收敛和发散模式的稳定性,为城市公共交通动态调度策略的制定提供了依据。文献[150]基于交通流量的预测结果评估了奥运会等大型活动对交通拥堵的影响,并通过评估城市规模的不同路线选择方案,提出了减少人群整体出行时间和拥堵的策略。文献[151]将短期内交通流预测引入到交通拥堵水平建模任务中,利用区间预测解决短期流量预测中的不确定性问题,构建了交通拥堵早期预警系统,基于实际场景收集的数据验证了系统的预警性能,有助于缓解交通拥堵对环境、经济和社会的影响。

5.3　公共卫生

5.3.1　环境暴露评估

清洁空气和城市绿地是城市中重要的生态资源[152],城市中人口分布的位置是不断变化的,人口日常运动模式对于准确评估城市人口对空气污染、绿地资源的暴露程度至关重要[153]。文献[154]对适用于空气污染暴露风险评估的人口流动模型进行了对比,发现顾及人类日常活动时间安排的人口流动模型对于空气污染暴露水平评估有更好的效果。文献[155]基于出行分布数据模拟人口工作出行和非工作出行等流动轨迹,验证了人口流动信息和空气污染时空动态信息的加入可有效减轻暴露评估和环境健康研究中的不确定性。文献[156]将人口流动性与环境暴露评估结合起来,提出了一种融合多源地理空间大数据动态评估人口对城市绿地暴露的新方法,有效促进了城市绿地分布评价的合理性,有助于建立绿色暴露与相关公共卫生问题之间的定量关系。文献[157]基于手机定位数据获取了城市人口动态分布,使用基尼系数衡量城市绿地暴露的不平等性,为政府部门制定供需平衡的绿色空间

发展计划提供了支撑。

5.3.2 传染病传播模拟与防控

人口流动是传染性疾病的主要传播途径之一,人口的出行距离和出行频率影响着传染病传播的时空范围[158]。传染病传播风险模拟依赖于人群间的物理接触模式,人口流动模型可为此提供有关人口移动和接触行为的信息,是传染病风险模拟的重要基础[159]。文献[160]将经典流行病学模型SEIR(susceptible-exposed-infected-removed)与人口流动模型相结合,更好地捕捉了传染病的异质性传播,即首先蔓延到人口稠密的城市地区,然后向农村及邻近地区传播,这种异质传播与感染者首次到达地点的时间顺序和地点吸引力相关,相关结论可为传染病早期预警等防控措施的制定提供科学依据。出行限制、关闭经营场所等大规模人类活动抑制措施可有效减少传染病传播,但其代价是社会功能受到严重限制。文献[161]基于流动数据研究了不同防控策略对疾病传播的影响,发现对流动性最强的个人和热门场所的干预措施可显著降低峰值感染率和感染总人口。通过人口流动感知手段识别出人口流动活跃场所和流动枢纽等高风险区域,进而采取适应人口流动特征的异质性防控策略,有助于实现传染病防控和维持正常社会活动之间的平衡[162]。文献[163]结合手机信令和POI数据计算了人口在城市子空间中进行移动、停留的概率,通过SEIR和多智能体模拟技术构建了城市空间流行病模拟模型,为评估不同干预措施下疫情在城市全局的空间分布提供了有效手段。

5.4 公共安全

人口流动行为的感知和建模为洪涝灾害、地震、踩踏等自然和社会公共安全事件的预警、应急处置和事后救援提供了手段。踩踏等公共安全事件发生前往往伴随着人口的异常聚集,通过感知区域人口流量及变化趋势预测,提前发出警告或疏散人员来防止或减轻危险情况。文献[164]基于Jensen-Shannon散度构建了人口流动异常网络识别方法,发现了异常移动网络内节点的入度可以在早期阶段预测人群拥挤事件的发生,为是否实施应急管理措施的决策提供了快速简明的支撑方法。对于洪涝等自然灾害,精确确定其影响范围及程度是制定高效处置措施的重要基础。文献[165]基于重力模型和蒙特卡罗模拟捕捉城市人口通勤流动,结合微博数据中包含的道路淹没信息,模拟了不同洪水重现期下的淹没状态,为制定城市洪涝灾害应急方案提供了动态估算洪灾影响人口的新方法。灾害造成房屋、道路等城市基础设施的破坏,人口流动感知为评估灾害的影响范围和程度提供了有效手段。文献[166]融合人口访问频次改进传统重力模型,提出了一种量化飓风等自然灾害发生后城市设施可达性的方法,有效揭示了灾害发生后城市设施可达性的空间差异,以促进应急响应中的数据驱动的资源分配策略的制定,促进空间公平性及灾后重建。

6 现有问题与未来展望

基于对人口流动感知与建模研究现状的系统梳理,结合城市应用需求和学科相关技术的发展趋势,本文进一步指出了现有人口流动感知和建模研究中存在的问题,并提出了若干潜在的研究方向。

6.1 基于多源数据融合的高时空分辨率人口流动数据获取

现有人口流动研究往往基于单一类型的人口流动数据,而城市规划、智能交通、应急管理等城市应用的时空粒度日趋精细化[167],对人口流动感知与建模的时空分辨率和综合性提出了更高的要求。高时空分辨率的人口流动数据获取一方面依赖于数据采集技术和隐私保护技术的进一步发展,在满足隐私保护条件下采集到时空上更精细的人口流动数据;另一方面,在移动电话、智能卡、GPS等泛在传感器普及的背景下产生了内容丰富、属性详细的细粒度数据。这些个体粒度的人口流动数据可达到分钟-米级的时空精度,但单一传感器来源的数据仅阶段性记录了部分人口群体的局部出行行为,数据存在代表性和稀疏性的问题,导致其在人口出行行为规律认知、城市精细化应用中的稳定性和可靠性较差,如何有效融合多源异构数据,实现高时空分辨率人口流动数据的精准反演,是实现精细化城市人口流动感知与建模的重要基础。

城市内部多重来源的人口流动数据代表了不同的社会群体,具有不同的时空精度、隐私特性、采集周期和获取成本。为提高人口流动数据的时空分辨率,可从代表性融合和反演性融合两方面入手,在代表性融合方面,需要重点关注数据融合的可行性分析,如从数据的采集互补性、空间分布互补性等方面进行定性和定量的分析。以城市出行数据融合为例,同一时空范围内,公交刷卡、出租车出行数据代表了城市内中长距离的出行,共享单车代表较短距离的人口出行,同

时具有采集互补性和空间分布的互补性,将两者耦合可更完整展现城市人口出行行为,从而提高人口流动数据的时空分辨率。在反演性融合方面,需要重点研究不同来源数据关联性及其空间异质性规律,例如,手机信令数据可低成本地获取高渗透率的人口流动信息,但受隐私保护的影响,往往难以获取较长周期的数据,而智能卡刷卡、公交车出行等城市交通数据的人口渗透率和时空精度相对较低,但隐私保护性更好,长周期数据的可获取性更强。因此,为了基于城市交通数据获取更高时空分辨率的城市人口流动数据,需要建模不同时空范围内城市交通数据与手机信令数据的关联关系,并考虑此关联关系存在空间异质性,又比如在城市地铁和出租车服务充足的城市中心区域,手机信令流动向城市交通数据的转换率高,相应的在郊区则转换率低,通过捕捉不同来源数据的空间异质性的关联,从而提高人口流动数据的时空精度及时空范围。

6.2　层次化人口流动网络构建

人口流动天然是以流动网络形式存在的,城市人口流动网络为城市结构研究提供了空间组织依据。现有城市内部人口流动网络分析往往基于单一数据源反映的城市整体人口流动行为构建人口流动网络,从地理空间关联层面对城市空间结构进行分析。而城市是不同的社会群体和经济活动在城市中形成的复杂空间,这些空间不仅仅是地理空间,还具有社会、文化、经济等多方面的含义,空间之间的人口流动同时反映了城市社会生产活动、文化活动、经济活动等多方面的联系,仅在统一视图构建人口流动网络,限制了人口流动网络对城市多重结构关联的表达与理解。因此,如何构建层次化的人口流动网络对城市多重空间的关联结构探测,是未来值得关注的研究方向。

空间节点和人口流作为组成人口流动网络的最小单元,具有不同时空特征和语义层次,面对复杂的城市内部系统,可应用层次化建模的思想进行人口流动的空间组织。首先,对应于城市多重空间,对城市活动以主题分类,在常规的职住主题、休闲娱乐等主题基础上,系统扩展城市人口流动主题的定义,形成人口流动研究的主题生态。其次,网络节点的地理和社会属性特征是人口进行各类城市活动的重要驱动要素,在不同流动主题的牵引下,进而可从区域功能、经济水平、文化水平、交通发展水平等人口流动相关特征出发,开展空间节点属性的多维度表征。最后,在节点表征的基础上进行关联关系的层次化挖掘,比如基于人口流的强度、发生距离、发生频次等信息,识别节点间的稳定交互关系、偶发交互关系,形成稳态网络、稳态-偶发网络等不同层次细节的人口流动网络。如此主题牵引、多元关联、层次清晰的人口流动网络,可为揭示城市内部多重关联结构,研究不同城市活动的驱动机制与演化规律提供表达基础。

6.3　规律驱动的人口流动建模

流动机制驱动的人口流动建模研究以模拟分析方法为主,模拟分析方法建立在地点被选为目的地的概率会随着距离、人口分布数量等阻抗因素的增加而衰减,输入人口分布和空间距离,模拟人口分析单元之间的人口交互流量,典型的模型有重力模型、介入机会模型、辐射模型、人口权重机会模型等。这些模型本质上是统计和经验模型,对历史数据依赖性强,这导致它们在面对快速变化的社会环境时效性不足,预测能力有限。而 AI for Science 的研究范式下,以深度学习为代表的各种流动预测模型可捕捉数据中广泛的时空关联,在特定城市场景下取得了不错的效果,但受限于对人口流动驱动力的研究,更多是针对人口规模、空间距离、土地利用等建模要素的相关性分析,缺少探究人口流动驱动因素因果效应的建模手段,导致相关方法在地理可转移性和解释性上存在普遍缺陷,影响算法在不同城市场景中的迁移应用。同时,现有研究仅关注于物理空间要素对人口流动行为的影响[168],随着互联网和移动互联网技术向人类日常生活的渗透,人类在物理空间的行为越来越多地受到虚拟空间的影响,因此,如何结合城市人口流动与物理空间和虚拟空间要素之间的因果效应进行规律驱动建模,是未来有价值的研究方向。

因果推断和可解释机器学习技术的发展为人口流动驱动机制的研究提供了新的工具。因果推断通过严格的研究设计或者统计操作,有望展示人口流动相关变量之间的因果关系,使得明确认知人口流动驱动机制成为可能,将通过因果推断得到的规律性认知显式地融入人口流动行为建模的过程中,或许是开启人口流动研究中的 Science for AI 范式的关键。从数据驱动的描述、预测性研究走向规律驱动的机理解释性研究,更加准确清晰地认知人口流动规律,可扩展人口流动在城市应用中的广度和深度;另一方面,在人类活动研究的不断发展中,人们逐渐认识到人类在虚拟空间的某些行为对人

口物理空间行为具有较强解释作用,如文献[169]基于百度地图分析2014年上海外滩跨年踩踏事件,发现用户在网络地图空间中访问频率(虚拟轨迹)的峰值相比于手机定位访问频率(物理空间)提前2~5 h,因此,将人口流动驱动因素的探测从物理空间拓展到虚拟空间,有利于进一步释放规律驱动的人口流动建模的潜力。

6.4 场景牵引的城市应用

城市应用是城市人口流动感知与建模的重要目标,人口流动感知与建模的研究对交通拥堵、长距离通勤、生活空间隔离、高碳排放、空气污染、公共设施分布不平衡等多种城市问题的解决具有重大潜力,但当前城市人口流动研究的城市应用价值未能得到充分发挥。其关键在于城市场景的认知及应用牵引方面存在以下问题。首先,现有的人口流动城市应用往往是自发性和碎片化的,缺乏一个综合性的框架来统一定义和组织城市场景。其次,现有人口流动研究对场景的描述和认知方法较少,导致现有人口流动研究对于城市应用场景的抽象过于简单,未能充分考虑城市应用场景的多样性和复杂性,使得研究成果落地城市应用的关键性问题未能被重视和解决。以城市交通拥堵问题的解决为例,目前人口流动的相关研究多注重区域间人口流量的精准预测,从出行需求的角度出发考虑拥堵成因,但城市道路拥堵不仅仅取决于人口出行需求,还和局部地区人口出行需求到车辆出行需求的转换率有关,该转化率取决于区域公共交通设施和社会经济发展水平等多方面因素,但现有人口流动研究中对转化率空间异质性分布的研究较少,导致了研究成果与城市应用之间的壁垒。

城市场景需求和特征是人口流动感知与建模应用的驱动力和信息来源[170],城市问题有效解决需要以准确理解城市场景的上下文环境为前提。因此,为充分发挥人口流动研究的针对性和价值,需要研究人员与城市管理者及政策制定者合作,结合人口流动感知与建模的研究特点与城市应用需求,梳理出城市场景描述的统一框架,包括场景环境、对象、主题、目标等,从而形成指导人口流动感知与建模的专业性语言,帮助研究人员更准确定位城市应用中面临的痛点问题,进而发挥多样化城市应用场景对城市人口流动研究的反向驱动作用,促进人口流动感知与建模研究在城市管理与服务应用中的深入发展。

7 结 语

大数据和人工智能技术的发展为人口流动感知和建模研究带来了全新机遇,各种泛在形式的地理空间数据使得从不同时空范围和多种时空粒度上审视人口流动行为成为可能,人口流动感知方法为认知人口流动模式和城市空间结构、区域社会属性提供了有效手段,现有人口流动模型探究了人口流动的驱动机制,不断加深对人口流动行为机制的理解,并提供对未知时空中人口流动行为的预测能力。现有研究成果生动诠释了城市人口流动不仅是城市人群变换空间位置的物理现象,而且反映了社会生产活动的发生过程以及人们对城市的使用痕迹,人口流动感知与建模研究已然成为城市管理和发展不可或缺的工具。随着数字孪生等城市智慧化发展的深入,人口流动感知与建模研究也必将发挥更大价值。

本文对人口流动感知与建模的相关研究进行了总结,在系统梳理并分类阐述相关研究的研究目的、代表性方法以及主要城市应用的基础上,结合城市应用需求和技术发展趋势,从多源数据融合的精细化感知、层次化流动网络构建、规律驱动的人口流动建模、场景牵引的城市应用等角度为研究领域的前沿发展提供了潜在的研究方向。

参 考 文 献

[1] LYNCH K. The Image of the City[M]. Cambridge:MIT Press, 1960.

[2] LIU Z H, LI R, CAI J, et al. Mobility Difference Index: A Quantitative Method for Detecting Human Mobility Difference[J]. *GIScience & Remote Sensing*, 2024, 61(1): 2301274.

[3] GIANNOTTI F, PAPPALARDO L, PEDRESCHI D, et al. A Complexity Science Perspective on Human Mobility[M]//Mobility Data: Modeling, Management, and Understanding. Cambridge: Cambridge University Press, 2021.

[4] ZHAO K, TARKOMA S, LIU S Y, et al. Urban Human Mobility Data Mining: An Overview[C]// IEEE International Conference on Big Data (Big Data), Washington D C, USA, 2016.

[5] WANG R X, ZHANG X Y, LI N. Zooming into Mobility to Understand Cities: A Review of Mobility-Driven Urban Studies[J]. *Cities*, 2022, 130: 103939.

[6] WANG A Q, ZHANG A S, CHAN E H W, et al. A Review of Human Mobility Research Based on Big Data and Its Implication for Smart City Development[J]. *ISPRS International Journal of Geo-Infor-*

mation, 2021, 10(1): 13.

[7] AXHAUSEN K W, ZIMMERMANN A, SCHÖNFELDER S, et al. Observing the Rhythms of Daily Life: A Six-Week Travel Diary[J]. *Transportation*, 2002, 29(2): 95-124.

[8] AXHAUSEN K W, LÖCHL M, SCHLICH R, et al. Fatigue in Long-Duration Travel Diaries [J]. *Transportation*, 2007, 34(2): 143-160.

[9] Wang J, Wang F, Ban X J, et al. Comparative Analysis of Big and Small (Survey) Data for Deriving Human Mobility Patterns [C]//The 98th Annual Meeting of Transportation Research Board, Washington D C, USA, 2019.

[10] WANG J Z, KONG X J, XIA F, et al. Urban Human Mobility: Data-Driven Modeling and Prediction[J]. *ACM SIGKDD Explorations Newsletter*, 2019, 21(1): 1-19.

[11] LOUAIL T, LENORMAND M, CANTU ROS O G, et al. From Mobile Phone Data to the Spatial Structure of Cities[J]. *Scientific Reports*, 2014, 4: 5276.

[12] GHAHRAMANI M, ZHOU M C, HON C T. Mobile Phone Data Analysis: A Spatial Exploration Toward Hotspot Detection[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2019, 16(1): 351-362.

[13] TOCH E, LERNER B, BEN-ZION E, et al. Analyzing Large-Scale Human Mobility Data: A Survey of Machine Learning Methods and Applications[J]. *Knowledge and Information Systems*, 2019, 58(3): 501-523.

[14] BARBOSA H, BARTHELEMY M, GHOSHAL G, et al. Human Mobility: Models and Applications [J]. *Physics Reports*, 2018, 734: 1-74.

[15] ZHAO C, ZENG A, YEUNG C H. Characteristics of Human Mobility Patterns Revealed by High-Frequency Cell-Phone Position Data [J]. *EPJ Data Science*, 2021, 10(1): 5.

[16] JARDIM B, de CASTRO NETO M, CALÇADA P. Urban Dynamic in High Spatiotemporal Resolution: The Case Study of Porto[J]. *Sustainable Cities and Society*, 2023, 98: 104867.

[17] 刘康. 人类移动数据生成方法:研究进展与趋势探讨[J]. 地球信息科学学报, 2024, 26(4): 831-847.
LIU Kang. Approaches for Human Mobility Data Generation: Research Progress and Trends [J]. *Journal of Geo-Information Science*, 2024, 26(4): 831-847.

[18] 刘瑜, 姚欣, 龚咏喜, 等. 大数据时代的空间交互分析方法和应用再论[J]. 地理学报, 2020, 75(7): 1523-1538.
LIU Yu, YAO Xin, GONG Yongxi, et al. Analytical Methods and Applications of Spatial Interactions in the Era of Big Data[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2020, 75(7): 1523-1538.

[19] PAPPALARDO L, MANLEY E, SEKARA V, et al. Future Directions in Human Mobility Science [J]. *Nature Computational Science*, 2023, 3(7): 588-600.

[20] LI B, SHI X, ZHU A, et al. New Thinking in GI-Science[M]. New York: Springer , 2022.

[21] ZHOU Y R, LAU B P L, YUEN C, et al. Understanding Urban Human Mobility Through Crowd-Sensed Data[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2018, 56(11): 52-59.

[22] ALESSANDRETTI L, SAPIEZYNSKI P, LEHMANN S, et al. Multi-scale Spatiotemporal Analysis of Human Mobility[J]. *PLoS One*, 2017, 12(2): e0171686.

[23] DONG W H, WANG S K, LIU Y. Mapping Relationships Between Mobile Phone Call Activity and Regional Function Using Self-organizing Map [J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2021, 87: 101624.

[24] LI R P, ZHAO Z F, YANG C Y, et al. Wireless Big Data in Cellular Networks: The Cornerstone of Smart Cities [J]. *IET Communications*, 2018, 12(13): 1517-1523.

[25] LI L, YANG L, ZHU H H, et al. Explorative Analysis of Wuhan Intra-urban Human Mobility Using Social Media Check-in Data[J]. *PLoS One*, 2015, 10(8): e0135286.

[26] TRAUNMUELLER M W, JOHNSON N, MALIK A, et al. Digital Footprints: Using Wi-Fi Probe and Locational Data to Analyze Human Mobility Trajectories in Cities [J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2018, 72: 4-12.

[27] YAO H, XIONG M Z, ZENG D Z, et al. Mining Multiple Spatial-Temporal Paths from Social Media Data [J]. *Future Generation Computer Systems*, 2018, 87: 782-791.

[28] PAN G, QI G D, ZHANG W S, et al. Trace Analysis and Mining for Smart Cities: Issues, Methods, and Applications[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2013, 51(6): 120-126.

[29] WANG H H, HUANG H, NI X Y, et al. Revealing Spatial-Temporal Characteristics and Patterns of Urban Travel: A Large-Scale Analysis and Visualization Study with Taxi GPS Data[J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2019, 8(6): 257.

[30] Lee W C, Krumm J. Trajectory Preprocessing [M]. New York: Springer , 2011.

[31] 吴华意, 黄蕊, 游兰, 等. 出租车轨迹数据挖掘进展[J]. 测绘学报, 2019, 48(11): 1341-1356.
WU Huayi, HUANG Rui, YOU Lan, et al. Recent Progress in Taxi Trajectory Data Mining[J].

Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2019, 48(11): 1341-1356.

[32] BAO F Z, SUN X Y, LUO W L, et al. Efficient Semantic Enrichment Process for Human Trajectories in Surveillance Videos[C]//The 6th International Conference on Behavioral, Economic and Socio-Cultural Computing (BESC), Beijing, China, 2019.

[33] 龙瀛, 张宇, 崔承印. 利用公交刷卡数据分析北京职住关系和通勤出行[J]. 地理学报, 2012, 67(10): 1339-1352.
LONG Ying, ZHANG Yu, CUI Chengyin. Identifying Commuting Pattern of Beijing Using Bus Smart Card Data[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2012, 67(10): 1339-1352.

[34] HUANG J, LEVINSON D, WANG J E, et al. Tracking Job and Housing Dynamics with Smartcard Data[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2018, 115(50): 12710-12715.

[35] 胡秋实, 李锐, 吴华意, 等. 顾及城市场景变化的人口分析单元表达[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(10): 1788-1799.
HU Qiushi, LI Rui, WU Huayi, et al. Population Analysis Unit Expression Considering Urban Scene Changes[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(10): 1788-1799.

[36] PAPPALARDO L, SIMINI F, BARLACCHI G, et al. Scikit-Mobility: A Python Library for the Analysis, Generation and Risk Assessment of Mobility Data[EB/OL]. (2019-11-01)[2024-01-05]. https://arxiv.org/abs/1907.07062v6, 2019.

[37] YU Q, YUAN J. TransBigData: A Python Package for Transportation Spatiotemporal Big Data Processing, Analysis and Visualization[J]. *The Journal of Open Source Software*, 2022, 7(71): 4021.

[38] MARTIN H, HONG Y, WIEDEMANN N, et al. Trackintel: An Open-Source Python Library for Human Mobility Analysis[J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2023, 101: 101938.

[39] YUE Y, WANG H D, HU B, et al. Exploratory Calibration of a Spatial Interaction Model Using Taxi GPS Trajectories[J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2012, 36(2): 140-153.

[40] LU S W, SHAW S L, FANG Z X, et al. Exploring the Effects of Sampling Locations for Calibrating the Huff Model Using Mobile Phone Location Data[J]. *Sustainability*, 2017, 9(1): 159.

[41] LI Z L, NING H, JING F R, et al. Understanding the Bias of Mobile Location Data Across Spatial Scales and over Time: A Comprehensive Analysis of SafeGraph Data in the United States[J]. *PLoS One*, 2024, 19(1): e0294430.

[42] PETUTSCHNIG A, ALBRECHT J, RESCH B, et al. Commuter Mobility Patterns in Social Media: Correlating Twitter and LODES Data[J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2022, 11(1): 15.

[43] de MONTJOYE Y A, HIDALGO C A, VERLEYSEN M, et al. Unique in the Crowd: The Privacy Bounds of Human Mobility[J]. *Scientific Reports*, 2013, 3: 1376.

[44] ABUL O, BONCHI F, NANNI M. Never Walk Alone: Uncertainty for Anonymity in Moving Objects Databases[C]//IEEE 24th International Conference on Data Engineering, Cancun, Mexico, 2008.

[45] YAO L, WANG X Y, WANG X, et al. Publishing Sensitive Trajectory Data Under Enhanced L-Diversity Model[C]//The 20th IEEE International Conference on Mobile Data Management (MDM), Hong Kong, China, 2019.

[46] CHEN R, FUNG B C M, DESAI B C, et al. Differentially Private Transit Data Publication: A Case Study on the Montreal Transportation System[C]//The 18th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, Beijing, China, 2012.

[47] AL-HUSSAENI K, FUNG B C M, IQBAL F, et al. SafePath: Differentially-Private Publishing of Passenger Trajectories in Transportation Systems[J]. *Computer Networks*, 2018, 143: 126-139.

[48] RAO J M, GAO S, ZHU S J. CATS: Conditional Adversarial Trajectory Synthesis for Privacy-Preserving Trajectory Data Publication Using Deep Learning Approaches[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2023, 37(12): 2538-2574.

[49] WANG H D, ZHANG Q Z, WU Y C, et al. Synthesizing Human Trajectories Based on Variational Point Processes[J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2024, 36(4): 1785-1799.

[50] Zhu Y, Ye Y, Zhang S, et al. DiffTraj: Generating GPS Trajectory with Diffusion Probabilistic Model[C]//The 37th Conference on Neural Information Processing Systems, New Orleans, United States, 2023.

[51] YAO Z J, FU Y J, LIU B, et al. Representing Urban Functions Through Zone Embedding with Human Mobility Patterns[C]//The 27th International Joint Conference on Artificial Intelligence, Stockholm, Sweden, 2018.

[52] KANG C G, MA X J, TONG D Q, et al. Intra-Urban Human Mobility Patterns: An Urban Morphology Perspective[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2012, 391(4): 1702-1717.

[53] 李杰文,康朝贵. 一种基于时空棱柱的乘车行程可拼性判断模型[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2024,49(9):1702-1711.
LI Jiewen, KANG Chaogui. A Ridesharing Model Based on Space-Time Prism for Shared Mobility [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(9): 1702-1711.

[54] ZHU X, GUO D S. Mapping Large Spatial Flow Data with Hierarchical Clustering[J]. *Transactions in GIS*, 2014, 18(3): 421-435.

[55] XU J, LIU J, XU Y, et al. Identification of Spatial and Functional Interactions in Beijing Based on Trajectory Data[J]. *Applied Geography*, 2022, 145: 102744.

[56] CHEN Y M, LIU X P, LI X, et al. Delineating Urban Functional Areas with Building-Level Social Media Data: A Dynamic Time Warping (DTW) Distance Based *K*-Medoids Method[J]. *Landscape and Urban Planning*, 2017, 160: 48-60.

[57] FANG Z X, YANG X P, XU Y, et al. Spatiotemporal Model for Assessing the Stability of Urban Human Convergence and Divergence Patterns[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2017, 31(11): 2119-2141.

[58] XING X Y, YUAN Y H, HUANG Z, et al. Flow Trace: A Novel Representation of Intra-Urban Movement Dynamics[J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2022, 96: 101832.

[59] YANG X P, ZHAO Z Y, LU S W. Exploring Spatial-Temporal Patterns of Urban Human Mobility Hotspots[J]. *Sustainability*, 2016, 8(7): 674.

[60] ZHANG S Q, YANG Y, ZHEN F, et al. Exploring Temporal Activity Patterns of Urban Areas Using Aggregated Network-Driven Mobile Phone Data: A Case Study of Wuhun, China [J]. *Chinese Geographical Science*, 2020, 30(4): 695-709.

[61] BIN ASAD K M, YUAN Y H. The Impact of Scale on Extracting Urban Mobility Patterns Using Texture Analysis[J]. *Computational Urban Science*, 2023, 3(1): 33.

[62] XU Y, BELYI A, BOJIC I, et al. Human Mobility and Socioeconomic Status: Analysis of Singapore and Boston[J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2018, 72: 51-67.

[63] MORO E, CALACCI D, DONG X W, et al. Mobility Patterns Are Associated with Experienced Income Segregation in Large US Cities[J]. *Nature Communications*, 2021, 12: 4633.

[64] LI D, LIU J M. Uncovering the Relationship Between Point-of-Interests-Related Human Mobility and Socioeconomic Status[J]. *Telematics and Informatics*, 2019, 39: 49-63.

[65] GAO Y, CHENG J, MENG H H, et al. Measuring Spatiotemporal Autocorrelation in Time Series Data of Collective Human Mobility[J]. *Geo-spatial Information Science*, 2019, 22(3): 166-173.

[66] LI X, QIANG Y, CERVONE G. Using Human Mobility Data to Detect Evacuation Patterns in Hurricane Ian[J]. *Annals of GIS*, 2024, 30(4): 493-511.

[67] LIU F, BI W, TANG J J, et al. Understanding the Correlation Between Destination Distribution and Urban Built Environment from Taxi GPS Data[J]. *Transactions in GIS*, 2022, 26(4): 1821-1846.

[68] FANG L, HUANG J L, ZHANG Z Y, et al. Data-Driven Framework for Delineating Urban Population Dynamic Patterns: Case Study on Xiamen Island, China [J]. *Sustainable Cities and Society*, 2020, 62: 102365.

[69] REN Z, SEIPEL S, JIANG B. A Topology-Based Approach to Identifying Urban Centers in America Using Multi-Source Geospatial Big Data[J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2024, 107: 102045.

[70] YANG X P, FANG Z X, XU Y, et al. Understanding Spatiotemporal Patterns of Human Convergence and Divergence Using Mobile Phone Location Data[J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2016, 5(10): 177.

[71] CAI L, XU J, LIU J, et al. Sensing Multiple Semantics of Urban Space from Crowdsourcing Positioning Data[J]. *Cities*, 2019, 93: 31-42.

[72] YANG X P, FANG Z X, YIN L, et al. Revealing the Relationship of Human Convergence - Divergence Patterns and Land Use: A Case Study on Shenzhen City, China[J]. *Cities*, 2019, 95: 102384.

[73] GUO B Y, PEI T, SONG C, et al. Trend Surface Analysis of Geographic Flows [J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2023, 37(1): 118-137.

[74] GRAELLS-GARRIDO E, SERRA-BURRIEL F, ROWE F, et al. A City of Cities: Measuring how 15-Minutes Urban Accessibility Shapes Human Mobility in Barcelona[J]. *PLoS One*, 2021, 16(5): e0250080.

[75] ŠVEDA M, MADAJOVÁ M S. Estimating Distance Decay of Intra-Urban Trips Using Mobile Phone Data: The Case of Bratislava, Slovakia[J]. *Journal of Transport Geography*, 2023, 107: 103552.

[76] HUANG W, XU S S, YAN Y W, et al. An Exploration of the Interaction Between Urban Human Activities and Daily Traffic Conditions: A Case Study of Toronto, Canada[J]. *Cities*, 2019, 84: 8-22.

[77] GUO P, SUN Y L, CHEN Q Y, et al. The Impact of Rainfall on Urban Human Mobility from Taxi GPS Data[J]. *Sustainability*, 2022, 14(15): 9355.

[78] BARBOSA H, HAZARIE S, DICKINSON B, et al.

Uncovering the Socioeconomic Facets of Human Mobility[J]. *Scientific Reports*, 2021, 11(1): 8616.

[79] LOBSANG T, ZHEN F, ZHANG S Q, et al. Methodological Framework for Understanding Urban People Flow from a Complex Network Perspective[J]. *Journal of Urban Planning and Development*, 2021, 147(3): 04021020.

[80] ZHANG M Y, HUANG T, GUO Z X, et al. Complex-Network-Based Traffic Network Analysis and Dynamics: A Comprehensive Review[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2022, 607: 128063.

[81] ZHANG G L, JIA H F, YANG L L, et al. Research on a Model of Node and Path Selection for Traffic Network Congestion Evacuation Based on Complex Network Theory[J]. *IEEE Access*, 2019, 8: 7506-7517.

[82] WEI L, LUO Y, WANG M, et al. Multiscale Identification of Urban Functional Polycentricity for Planning Implications: An Integrated Approach Using Geo-Big Transport Data and Complex Network Modeling[J]. *Habitat International*, 2020, 97: 102134.

[83] LIU X, GONG L, GONG Y X, et al. Revealing Travel Patterns and City Structure with Taxi Trip Data[J]. *Journal of Transport Geography*, 2015, 43: 78-90.

[84] CAI J, LI R, LIU Z H, et al. Quantifying Spatial Interaction Centrality in Urban Population Mobility: A Mobility Feature- and Network Topology-Based Locational Measure[J]. *Sustainable Cities and Society*, 2024, 114: 105769.

[85] HSU C W, LIU C Y, NGUYEN K M, et al. Do Human Mobility Network Analyses Produced from Different Location-Based Data Sources Yield Similar Results Across Scales?[J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2024, 107: 102052.

[86] FORTUNATO S. Community Detection in Graphs[J]. *Physics Reports*, 2010, 486(3/4/5): 75-174.

[87] YANG X P, FANG Z X, YIN L, et al. Understanding the Spatial Structure of Urban Commuting Using Mobile Phone Location Data: A Case Study of Shenzhen, China[J]. *Sustainability*, 2018, 10(5): 1435.

[88] WU C, SMITH D, WANG M S. Simulating the Urban Spatial Structure with Spatial Interaction: A Case Study of Urban Polycentricity Under Different Scenarios[J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2021, 89: 101677.

[89] HU Q S, LI R, WU H Y, et al. Construction of a Refined Population Analysis Unit Based on Urban Forms and Population Aggregation Patterns[J]. *International Journal of Digital Earth*, 2022, 15(1): 79-107.

[90] LIU Y, WANG F H, XIAO Y, et al. Urban Land Uses and Traffic 'Source-Sink Areas': Evidence from GPS-Enabled Taxi Data in Shanghai[J]. *Landscape and Urban Planning*, 2012, 106(1): 73-87.

[91] HU S, GAO S, WU L, et al. Urban Function Classification at Road Segment Level Using Taxi Trajectory Data: A Graph Convolutional Neural Network Approach[J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2021, 87: 101619.

[92] HU J J, GAO Y, WANG X C, et al. Recognizing Mixed Urban Functions from Human Activities Using Representation Learning Methods[J]. *International Journal of Digital Earth*, 2023, 16(1): 289-307.

[93] ZHANG B W, ZHONG C, GAO Q L, et al. Delineating Urban Functional Zones Using Mobile Phone Data: A Case Study of Cross-Boundary Integration in Shenzhen-Dongguan-Huizhou Area[J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2022, 98: 101872.

[94] TU W, ZHU T T, ZHONG C, et al. Exploring Metro Vibrancy and Its Relationship with Built Environment: A Cross-City Comparison Using Multi-Source Urban Data[J]. *Geo-spatial Information Science*, 2022, 25(2): 182-196.

[95] GAO F, DENG X D, LIAO S Y, et al. Portraying Business District Vibrancy with Mobile Phone Data and Optimal Parameters-Based Geographical Detector Model[J]. *Sustainable Cities and Society*, 2023, 96: 104635.

[96] SASABE M, FUJII K, KASAHARA S. Road Network Risk Analysis Considering People Flow Under Ordinary and Evacuation Situations[J]. *Environment and Planning B: Urban Analytics and City Science*, 2020, 47(5): 759-774.

[97] LIU Z, WU J, LI H, et al. Spatiotemporal Analysis of Urban Economic Resilience During COVID-19 with Multilayer Complex Networks[J]. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2023, XLVIII-1/W2-2023: 361-368.

[98] WANG X, CHEN J, PEI T, et al. *I*-Index for Quantifying an Urban Location's Irreplaceability[J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2021, 90: 101711.

[99] ZIPF G K. The P1 P_2/D Hypothesis: On the Intercity Movement of Persons[J]. *American Sociological Review*, 1946, 11(6): 677.

[100] WILSON A G. A Statistical Theory of Spatial Distribution Models[J]. *Transportation Research*, 1967, 1(3): 253-269.

[101] STOUFFER S A. Intervening Opportunities: A Theory Relating Mobility and Distance[J]. *Ameri-*

can Sociological Review, 1940, 5(6): 845.

[102]SIMINI F, GONZÁLEZ M C, MARITAN A, et al. A Universal Model for Mobility and Migration Patterns[J]. *Nature*, 2012, 484(7392): 96-100.

[103]YAN X Y, ZHAO C, FAN Y, et al. Universal Predictability of Mobility Patterns in Cities[J]. *Journal of the Royal Society Interface*, 2014, 11(100): 20140834.

[104]LIU E J, YAN X Y. New Parameter-Free Mobility Model: Opportunity Priority Selection Model [J]. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2019, 526: 121023.

[105]LIU E J, YAN X Y. A Universal Opportunity Model for Human Mobility[J]. *Scientific Reports*, 2020, 10: 4657.

[106]REN M Y, LIN Y Y, JIN M H, et al. Examining the Effect of Land-Use Function Complementarity on Intra-Urban Spatial Interactions Using Metro Smart Card Records[J]. *Transportation*, 2020, 47(4): 1607-1629.

[107]YANG Y X, HERRERA C, EAGLE N, et al. Limits of Predictability in Commuting Flows in the Absence of Data for Calibration[J]. *Scientific Reports*, 2014, 4: 5662.

[108]LENORMAND M, BASSOLAS A, RAMASCO J J. Systematic Comparison of Trip Distribution Laws and Models[J]. *Journal of Transport Geography*, 2016, 51: 158-169.

[109]LUCA M, BARLACCHI G, LEPRI B, et al. A Survey on Deep Learning for Human Mobility[J]. *ACM Computing Surveys*, 2023, 55(1): 1-44.

[110]LEE S, FAMBRO D B. Application of Subset Autoregressive Integrated Moving Average Model for Short-Term Freeway Traffic Volume Forecasting[J]. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 1999, 1678(1): 179-188.

[111]KAMARIANAKIS Y, PRASTACOS P. Forecasting Traffic Flow Conditions in an Urban Network: Comparison of Multivariate and Univariate Approaches[J]. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*,2003,1857(1): 74-84.

[112]KAMARIANAKIS Y, PRASTACOS P. Space - Time Modeling of Traffic Flow[J]. *Computers & Geosciences*, 2005, 31(2): 119-133.

[113]ZHANG J B, ZHENG Y, QI D K. Deep Spatio-temporal Residual Networks for Citywide Crowd Flows Prediction[C]//The AAAI Conference on Artificial Intelligence, San Francisco, USA, 2017.

[114]JIN W W, LIN Y F, WU Z H, et al. Spatiotemporal Recurrent Convolutional Networks for Citywide Short-Term Crowd Flows Prediction[C]//The 2nd International Conference on Compute and Data Analysis, DeKalb, IL, USA, 2018.

[115]ZONOOZI A, KIM J J, LI X L, et al. Periodic-CRN: A Convolutional Recurrent Model for Crowd Density Prediction with Recurring Periodic Patterns [C]//The 27th International Joint Conference on Artificial Intelligence, Stockholm, Sweden, 2018.

[116]ZHOU Y R, CHEN H, LI J, et al. ST-Attn: Spatial-Temporal Attention Mechanism for Multi-Step Citywide Crowd Flow Prediction[C]//International Conference on Data Mining Workshops (ICDMW), Beijing, China, 2019.

[117]SUN J K, ZHANG J B, LI Q F, et al. Predicting Citywide Crowd Flows in Irregular Regions Using Multi-View Graph Convolutional Networks [J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2022, 34(5): 2348-2359.

[118]LUO C, CAI R S, GUO H Z, et al. MG-ASTN: Multigraph Framework with Attentive Spatial - Temporal Networks for Crowd Mobility Prediction [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, 10(21): 19054-19061.

[119]FISCHER M, GOPAL S. Artificial Neural Networks: A New Approach to Modeling Interregional Telecommunication Flows[J]. *Journal of Regional Science*, 2000, 34: 503-527.

[120]BLACK W R. Spatial Interaction Modeling Using Artificial Neural Networks[J]. *Journal of Transport Geography*, 1995, 3(3): 159-166.

[121]MORTON A, PIBURN J, NAGLE N. Need a Boost? A Comparison of Traditional Commuting Models with the XGBoost Model for Predicting Commuting Flows (Short Paper)[C]//International Conference Geographic Information Science, Melbourne, Australia, 2018.

[122]SIMINI F, BARLACCHI G, LUCA M, et al. A Deep Gravity Model for Mobility Flows Generation [J]. *Nature Communications*, 2021, 12: 6576.

[123]LIU Z C, MIRANDA F, XIONG W T, et al. Learning Geo-Contextual Embeddings for Commuting Flow Prediction[J]. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 2020, 34(1): 808-816.

[124]RONG C, LI T, FENG J, et al. Inferring Origin-Destination Flows from Population Distribution[J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2023, 35(1): 603-613.

[125]MAURO G, LUCA M, LONGA A, et al. Generating Mobility Networks with Generative Adversarial Networks[J]. *EPJ Data Science*, 2022, 11(1): 58.

[126]YIN G M, HUANG Z, BAO Y, et al. ConvGCN-RF: A Hybrid Learning Model for Commuting Flow

Prediction Considering Geographical Semantics and Neighborhood Effects[J]. *GeoInformatica*, 2023, 27(2): 137-157.

[127]RONG C, FENG J, DING J T. GODDAG: Generating Origin-Destination Flow for New Cities *via* Domain Adversarial Training [J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2023, 35(10): 10048-10057.

[128]PAPPALARDO L, BARLACCHI G, PELLUNGRINI R, et al. Human Mobility from Theory to Practice: Data, Models and Applications[C]//The 2019 World Wide Web Conference, San Francisco, USA, 2019.

[129]郑宇. 城市感知体系[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(10): 1770-1787.
ZHENG Yu. Urban Sensing Systems[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(10): 1770-1787.

[130]何建华, 覃荣诺, 丁愫, 等. 基于乡村宜居性和人口流动网络特征的农村居民点重构[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2021, 46(3): 402-409.
HE Jianhua, QIN Rongnuo, DING Su, et al. Reconstruction of Rural Settlement Based on the Characteristics of Livability and Population Flow Network [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(3): 402-409.

[131]刘耀林, 方飞国, 王一恒. 基于手机数据的城市内部就业人口流动特征及形成机制分析: 以武汉市为例[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2018, 43(12): 2212-2224.
LIU Yaolin, FANG Feiguo, WANG Yiheng. Characteristics and Formation Mechanism of Intra-Urban Employment Flows Based on Mobile Phone Data—Taking Wuhan City as an Example[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018, 43(12): 2212-2224.

[132]NIE W P, CAI S M, ZHAO Z D, et al. Examining the Impact of Urban-Rural Spatial Structure on Mobility Networks: A Case Study of Taxis[J]. *Cities*, 2023, 141: 104512.

[133]BASSOLAS A, BARBOSA-FILHO H, DICKINSON B, et al. Hierarchical Organization of Urban Mobility and Its Connection with City Livability[J]. *Nature Communications*, 2019, 10: 4817.

[134]LONG Y, HAN H Y, TU Y C, et al. Evaluating the Effectiveness of Urban Growth Boundaries Using Human Mobility and Activity Records[J]. *Cities*, 2015, 46: 76-84.

[135]LIU X, KANG C G, GONG L, et al. Incorporating Spatial Interaction Patterns in Classifying and Understanding Urban Land Use[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2016, 30(2): 334-350.

[136]ZHONG C, ARISONA S M, HUANG X F, et al. Detecting the Dynamics of Urban Structure Through Spatial Network Analysis[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2014, 28(11): 2178-2199.

[137]ZHANG S, LIU X, TANG J J, et al. Urban Spatial Structure and Travel Patterns: Analysis of Workday and Holiday Travel Using Inhomogeneous Poisson Point Process Models[J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2019, 73: 68-84.

[138]WANG N, DU Y Y, LIANG F Y, et al. Disentangling Relations Between Dynamic Urban Structure and Its Efficiency in 287 Cities Across China[J]. *Sustainable Cities and Society*, 2023, 99: 104879.

[139]RÍOS S A, MUÑOZ R. Land Use Detection with Cell Phone Data Using Topic Models: Case Santiago, Chile[J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2017, 61: 39-48.

[140]NIU N, LIU X P, JIN H, et al. Integrating Multi-Source Big Data to Infer Building Functions[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2017, 31(9): 1871-1890.

[141]CHOI J, NO W, PARK M, et al. Inferring Land Use from Spatialtemporal Taxi Ride Data[J]. *Applied Geography*, 2022, 142: 102688.

[142]TOOLE J L, ULM M, GONZÁLEZ M C, et al. Inferring Land Use from Mobile Phone Activity[C]//The ACM SIGKDD International Workshop on Urban Computing, Beijing, China, 2012.

[143]PEI T, SOBOLEVSKY S, RATTI C, et al. A New Insight into Land Use Classification Based on Aggregated Mobile Phone Data[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2014, 28(9): 1988-2007.

[144]YUE Y, ZHUANG Y, YEH A G O, et al. Measurements of POI-Based Mixed Use and Their Relationships with Neighbourhood Vibrancy[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2017, 31(4): 658-675.

[145]闫小勇. 超越引力定律: 空间交互和出行分布预测理论与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2019.
YAN Xiaoyong. Transcending the Law of Gravity: Theory and Method of Spatial Interaction and Travel Distribution Prediction[M]. Beijing: Science Press, 2019.

[146]闫小勇. 空间交互网络研究进展[J]. 科技导报, 2017, 35(14): 15-22.
YAN Xiaoyong. Advances in Modeling Spatial Interaction Network[J]. *Science & Technology Review*, 2017, 35(14): 15-22.

[147]LIANG Y X, OUYANG K, SUN J K, et al. Fine-

Grained Urban Flow Prediction[C]//The Web Conference 2021, Ljubljana, Slovenia, 2021.

[148]PERTENCE A A F G M, MINI R A F, MARQUES-NETO H T. Vulnerability Analysis of the Urban Transport System in the Context of Smart Cities [C]//2020 IEEE International Smart Cities Conference, Piscataway, NJ, USA, 2020.

[149]QU Z W, WANG X, SONG X M, et al. Location Optimization for Urban Taxi Stands Based on Taxi GPS Trajectory Big Data[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 62273-62283.

[150]XU Y Y, GONZÁLEZ M C. Collective Benefits in Traffic During Mega Events *via* the Use of Information Technologies[J]. *Journal of the Royal Society Interface*, 2017, 14(129): 20161041.

[151]JIANG P, LIU Z K, ZHANG L F, et al. Advanced Traffic Congestion Early Warning System Based on Traffic Flow Forecasting and Extenics Evaluation[J]. *Applied Soft Computing*, 2022, 118: 108544.

[152]CHI D K, AERTS R, VAN NIEUWENHUYSE A, et al. Residential Exposure to Urban Trees and Medication Sales for Mood Disorders and Cardiovascular Disease in Brussels, Belgium: An Ecological Study [J]. *Environmental Health Perspectives*, 2022, 130(5): 057003.

[153]NEWMAN P, MATAN A. Human Mobility and Human Health[J]. *Current Opinion in Environmental Sustainability*, 2012, 4(4): 420-426.

[154]SCHLINK U, STREBEL K, LOOS M, et al. Evaluation of Human Mobility Models, for Exposure to Air Pollutants[J]. *Science of the Total Environment*, 2010, 408(18): 3918-3930.

[155]PARK Y M, KWAN M P. Individual Exposure Estimates May Be Erroneous when Spatiotemporal Variability of Air Pollution and Human Mobility Are Ignored[J]. *Health & Place*, 2017, 43: 85-94.

[156]SONG Y M, HUANG B, CAI J X, et al. Dynamic Assessments of Population Exposure to Urban Greenspace Using Multi-Source Big Data[J]. *Science of the Total Environment*, 2018, 634: 1315-1325.

[157]SONG Y M, CHEN B, HO H C, et al. Observed Inequality in Urban Greenspace Exposure in China[J]. *Environment International*, 2021, 156: 106778.

[158]HEINE C, O'KEEFFE K P, SANTI P, et al. Travel Distance, Frequency of Return, and the Spread of Disease[J]. *Scientific Reports*, 2023, 13: 14064.

[159]HU T, WANG S Q, SHE B, et al. Human Mobility Data in the COVID-19 Pandemic: Characteristics, Applications, and Challenges[J]. *International Journal of Digital Earth*, 2021, 14(9): 1126-1147.

[160]CHANGRUENNGAM S, BICOUT D J, MODCHANG C. How the Individual Human Mobility Spatiotemporally Shapes the Disease Transmission Dynamics[J]. *Scientific Reports*, 2020, 10: 11325.

[161]WANG H T, GHOSH A, DING J X, et al. Heterogeneous Interventions Reduce the Spread of COVID-19 in Simulations on Real Mobility Data[J]. *Scientific Reports*, 2021, 11: 7809.

[162]钟雷洋, 周颖, 高松, 等. 突发公共卫生事件下的人口流动模式变化识别[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(7): 1237-1249.
ZHONG Leiyang, ZHOU Ying, GAO Song, et al. Identifying Human Mobility Patterns Changes During Public Health Emergencies[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(7): 1237-1249.

[163]HUANG Q, LIU Q Y, SONG C, et al. Urban Spatial Epidemic Simulation Model: A Case Study of the Second COVID-19 Outbreak in Beijing, China[J]. *Transactions in GIS*, 2022, 26(1): 297-316.

[164]HUANG Z R, WANG P, ZHANG F, et al. A Mobility Network Approach to Identify and Anticipate Large Crowd Gatherings[J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2018, 114: 147-170.

[165]LIU X Y, YANG S N, YE T, et al. A New Approach to Estimating Flood-Affected Populations by Combining Mobility Patterns with Multi-Source Data: A Case Study of Wuhan, China[J]. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 2021, 55: 102106.

[166]WANG R X, WANG Y, LI N. Revealing Disaster Dynamics and Disparities in Urban Facility Accessibility Using an Improved Utilization-Based Metric [J]. *Cities*, 2024, 144: 104636.

[167]XIA J, LI R, LIU X R, et al. Scale Effects-Aware Bottom-up Population Estimation Using Weakly Supervised Learning[J]. *International Journal of Digital Earth*, 2024, 17(1): 2341788.

[168]DONG G S, LI R, WU H Y, et al. Learning the Spatial Co-Occurrence for Browsing Interests Extraction of Domain Users on Public Map Service Platforms [J]. *Geo - spatial Information Science*, 2024, 27(2): 455-474.

[169]Zhou J, Pei H, Wu H. Early Warning of Human Crowds Based on Query Data from Baidu Maps: Analysis Based on Shanghai Stampede [M]//Shen Zhenjiang, Li Miaoyi. Big Data Support of Urban Planning and Management: The Experience in China. Cham: 2018.

[170]HU Q S, LI R, YANG X R, et al. Multi-Scale Population Analysis Unit Construction Method Considering Scene Feature Variability and Long/Short-Term Patterns in Spatiotemporal Population Activities [J]. *International Journal of Digital Earth*, 2024, 17(1): 2358850.