

城市规划研究中的时空大数据： 技术演进、研究议题与前沿趋势*

钮心毅 林诗佳

Spatiotemporal Big Data in Urban Planning Researches: Technological Evolution, Research Topics, and Frontier Trends

NIU Xinyi, LIN Shijia

Abstract: This paper provides a systematic review of the use of spatiotemporal big data in urban planning researches based on urban activities and spaces. The origin, technological evolution, and current research topics of spatiotemporal big data in urban planning researches are discussed and directions of future researches are projected. In terms of the roles in urban planning researches, spatiotemporal big data record large-scale urban activities within certain spatial constraints, and provides a new information source and technology for researching the relationship between urban activities and urban spaces. Since 2006, spatiotemporal big data serve urban planning researches mainly in four ways, namely understanding human activities, summarizing activity patterns, identifying urban functions, and supporting planning researches. Current planning studies supported by spatiotemporal big data focus on four research areas, including urban spatial structure, regional spatial structure, human behavior and built environment, and urban governance. The paper concludes that spatiotemporal big data can support urban planning researches in four aspects, including discerning human activities within defined time and space, discovering spatial factors that impact human activities, understanding spatiotemporal laws, and exploring the interactive mechanism between human activities and space. The last two research areas are expected occupy the frontier of spatiotemporal big data researches in urban planning.

Keywords: spatiotemporal big data; urban planning; urban activity; urban space

提 要 以城市活动与城市空间线索总结城市规划研究中时空大数据的缘起、技术演进、当前研究议题展望研究深化方向。从时空大数据与城市规划关系入手,认为时空大数据记录了空间约束下的大规模城市活动,为支持城市空间与城市活动关系研究提供了新的数据基础和新的技术。2006年以来的城市规划研究中时空大数据技术演进可以归纳为“感知活动现象、归纳活动模式、识别城市功能、支持规划学科议题”等4类技术范式。当前时空大数据支持的规划研究集中在城市空间结构、区域空间结构、行为与建成环境、城市治理等4类议题。研究认为,时空大数据能从感知空间中活动时空现象、认知空间中活动时空规律、发现作用于活动的空间因素、探知空间与活动的作用机理等4个方面赋能城市规划研究。挖掘城市活动时空规律和演化规律、探知空间与活动的作用机理将是今后城市规划时空大数据的研究前沿。

关键词 时空大数据;城市规划;城市活动;城市空间

中图分类号 TU984 文献标志码 A

DOI 10.16361/j.upf.202206007

文章编号 1000-3363(2022)06-0050-08

作者简介

钮心毅,同济大学建筑与城市规划学院,自然资源部国土空间智能规划技术重点实验室,教授,博士生导师,
niuxinyi@tongji.edu.cn

林诗佳,同济大学建筑与城市规划学院,自然资源部国土空间智能规划技术重点实验室,博士研究生

随着通信技术、信息技术发展,尤其是进入移动互联网时代以来,手机等随身移动设备大规模普及,随之产生的带有地理空间位置、时间信息的时空大数据大规模涌现。时空大数据不仅渗入了人们的日常生活,也进入了多个学科的研究和实践。手机等随身移动设备产生的时空大数据起到了感知人类时空间行为特征的作用,进而也能起到感知社会经济现象时空分布特征的作用。城市规划是研究人居环境的学科,目标是为人提供更好的城市空间,需要研究城市空间中个体活动时空间特征。由此,时空大数据迅速进入了城市规划研究,成为了规划研究中新的数据基础,也成为了规划研究中新的支持技术。

城市规划研究中的时空大数据起步于2000年代中期。MIT的Mobile Landscapes项目是时空大数据进入城市规划研究的开端。Ratti等^[1]在2006年使用手机通话量数据描述了米兰一天中不同时间段城市活动空间分布特征,这是第一篇将时空大数据系统性用于城市规划研究的论文。进入2010年代,国内外规划学界同步开始了对城市规划研究中

*国家自然科学基金面上项目“多源数据支持下的都市圈空间结构及规划策略研究”(项目编号:51878457)资助

时空大数据应用的大规模探索。龙瀛等^[2]在2012年使用公交刷卡记录得出通勤联系，分析了北京城市空间结构，是中文学术界的第一篇城市规划时空大数据论文。2012—2022年10年间，城市规划时空大数据吸引了大量关注，迅速取得了研究进展，开启了城市规划研究中的“大数据时代”。使用时空大数据感知城市活动、认知城市空间的技术不断演进，时空大数据迅速扩展到城市空间结构、城市治理等多个规划研究议题中，产生了积极而深刻的影响。

本文从时空大数据在“城市活动”与“城市空间”研究中作用入手，讨论时空大数据与城市规划关系，梳理时空大数据在城市规划研究中技术演进历程、归纳当前时空大数据在城市规划研究中的议题，讨论当前研究局限和前沿、展望未来研究方向。

1 时空大数据与城市规划

本文讨论的时空大数据是同时具备时间维、空间维的大数据^[1]，是时空数据和大数据的融合^[3]。近十几年来，在城市规划研究中出现的时空大数据种类繁多，包括手机信令数据、移动互联网定位数据、智能卡数据、浮动车定位数据等等。众多类型时空大数据均来自随“人”或“物”的感知设备。手机信令数据、移动互联网定位数据等来源于随身携带的移动通信设备，属于随“人”数据，反映个体的活动记录。浮动车数据等来源于车辆等交通工具，属于随“物”数据，反映个体物的活动记录。由于同时具有时间维、空间维，时空大数据能记录个体的时空间移动信息。

从微观个体视角，时空大数据是个体行为轨迹的记录，表达了空间中的个体行为特征，可用于从个体行为来认识空间。从宏观总体视角，时空大数据是城市活动的记录，大量个体行为反映了城市活动总体特征，表达了城市空间中发生的城市活动，可用于从城市活动变化来认识城市空间^[4]。

近十几年来，城市规划研究中时空大数据的应用已经能够表明，支持城市活动与城市空间关系的研究是时空大数据应用于城市规划的基础。由于时空大

数据记录了大规模城市活动、能反映城市活动与城市空间关系，而“城市活动”和“城市空间”关系本身就是城市规划研究核心内容之一。综合这方面认识，能归纳为两个方面。第一，时空大数据支持了对城市活动特征的挖掘，能认识城市空间是如何被使用，进而认识城市是如何运作，能为城市系统的优化提供决策支持^[5]。第二，基于时空大数据表征的城市活动特征挖掘，认识城市活动的“流动”与城市空间的“形态”之间互动规律，能支持规律导向的规划决策^[6]。

时空大数据记录了空间约束下的大规模城市活动。城市规划研究中时空大数据的技术演进和研究议题也可以从活动与空间线索解读，从“感知空间中活动的时空现象、认知空间中活动的时空规律、发现作用于活动的空间因素、探究空间与活动的作用机理”等4个方面来梳理技术演进、归纳研究议题、展望未来研究方向。

2 城市规划研究中时空大数据的技术演进历程

2006年以来，城市规划研究中的时空大数据技术先后出现了“感知活动现象、归纳活动模式、识别城市功能、支持规划学科议题”等4种类型（图1）。在城市规划研究中，4种类型前后之间亦存在接续关系，可以视为技术演进。至今4种技术类型仍在并存延续。

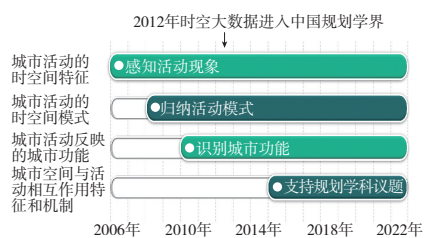


图1 时空大数据技术演进历程

Fig.1 Technological evolution of spatiotemporal big data in urban planning researches

2.1 感知活动现象

“感知活动现象”是将时空大数据作为城市活动的时空间特征感知技术，将时空大数据用于对城市空间中活动时空间现象的量化描述，还不涉及时空现象背

后影响因素与作用机制。将时空大数据用作“感知活动现象”的技术是时空大数据进入城市规划研究的最早技术范式。

Ratti等^[1]的Mobile Landscapes项目是时空大数据进入城市规划研究的开端，以手机通话量测算城市活动强度及其时空变化，实现了城市活动强度时空变化的可视化地图。同样出自MIT的SENSEable实验室，Girardin等^[7]使用手机数据实现了对罗马游客空间动态的感知。随后出现了使用手机数据进行城市活动动态实时监测的尝试^[8]。

进入2010年代，时空大数据开始被系统性地用于城市规划研究之后，“感知活动现象”技术范式仍继续存在，但主要出现在计算机学科。密集城市环境中细粒度的人流、交通流等城市流动现象的实时监测是“感知活动现象”的研究前沿，以拓展数据源^[9]、优化建模方法^[10]等手段来提高实时监测的时空间精度是当前研究重点。

2.2 归纳活动模式

“归纳活动模式”是在活动现象感知的基础上，将时空大数据作为探知城市空间中城市活动时空间规律、从城市活动时空间现象归纳出时空活动模式的技术范式。根据研究对象差异，“归纳活动模式”进一步区分为活动和空间两种视角。

活动视角聚焦个体出行特征模式。Gonzalez等^[11]通过10万名匿名手机用户连续6个月的时空轨迹，发现出行轨迹呈现出高度时空规律性。Becker等^[12]通过考虑手机使用天数和时长，进一步区分出不同的手机使用模式，发现不同使用模式的手机用户对应不同的地理足迹特征。

空间视角聚焦城市空间被使用特征模式。Reades等^[13]通过识别手机通话量重复模式，以不同日期不同时段城市活动差异来认识商业场所空间类型特征。Sevtsuk等^[14]使用手机数据发现不同空间单元存在城市活动时空间模式差异，这些差异与人口、经济、建筑环境指标相关。

从城市活动时空间现象归纳出的时空活动模式可以作为生态学、流行病学、城市规划、交通^[2]等多个学科的研究基础。在城市规划研究中，对城市时空活动模式的解读为认识活动现象背后的影响因素提供了基础。进入2010年代中期

之后,“归纳活动模式”技术范式也在继续发展,如今交通出行需求预测是其中的研究前沿。差异化人群的出行规律认知^[15]、不同时段的出行需求模拟^[16]是“归纳活动模式”技术的研究重点。

2.3 识别城市功能

“识别城市功能”是在归纳活动模式的基础上,对空间中城市活动时空规律进行语义解读,识别出直接作用于城市活动时空间特征的空间因素的技术范式。

当前常见的对城市居住功能、工作功能识别就属于这一技术范式。在识别个体长周期、高频率重复出现的“重要位置”或“日常锚点”基础上,通过出现天数、持续时间等特征,识别出“居住地”和“工作地”等具有特定语义信息的空间位置。通过个体活动的时空规律性来推断空间主导功能,可以用于居住、就业等时空规则比较清晰的城市功能识别。在2010年代早期,这一类技术开始用于识别城市居住、就业功能^[17-18],至今仍得到广泛使用和认可。

从2010年代中期开始,出现了诸多根据空间使用特征识别其主导功能的研究,将时空大数据用于识别不同的城市功能区、土地使用类型。Pei等^[19]运用手机通话活动量建构特征向量,使用半监督的模糊C-均值聚类方法推断土地使用类型,并将识别的土地使用类型与土地普查进行对比,证明了时空大数据能较准确地反映土地使用功能。随着模型方法、机器学习方法综合应用,学界也开始尝试识别购物、娱乐、上学等多样化城市功能^[20]。

将时空大数据用于“识别城市功能”是属于规划基础调查的范畴,相关研究已经从城市活动时空间特征中解读出了城市空间使用功能。进入2010年代中期之后,“识别城市功能”技术范式也在继续发展。当前提高功能识别的动态性、复合性与时空精度是“识别城市功能”的研究前沿^[21]。

2.4 支持规划学科议题

感知活动现象、归纳活动模式、识别城市功能等3类技术范式之后,在城市规划研究中出现了将时空大数据用作探知城市空间与城市活动相互作用特征,认知其作用机制的技术范式。本文将此

类技术范式称为“支持规划学科议题”。这是因为探知城市空间与城市活动相互作用、认知其作用机制已是城市规划学科自身的研究议题,前3种技术范式还不直接支持规划学科自身的研究议题。即便是识别居住地、工作地等,也还不属于规划学科自身研究议题,而是属于规划学科自身议题的支撑知识。

城市空间结构研究是时空大数据进入规划学科自身研究议题的起点。通过时空大数据测度活动空间分布及其出行联系,以识别城市中心、分析中心职能等。Zhong等^[22]通过轨交智能卡数据获得出行联系,用网络分析方法识别城市中心、社区边界的空间结构及其演变,证明了新加坡正在向多中心空间结构发展。同期国内学者^[23-24]开始以手机信令数据表示城市活动,用于分析上海中心城区空间结构和商业中心特征。这些是早期将时空大数据应用于支持规划学科议题的典型研究。

在2015年以后,支持规划学科议题,将时空大数据直接用以回答城市规划学科自身议题成为了城市规划研究中时空大数据主流技术范式。2015年以后极少再有感知活动现象、归纳活动模式、识别城市功能的类型研究出现在规划学科期刊上,在英文、中文学术界均是如此。至今,前3种技术范式仍在城市规划的基础学科、相关学科中延续存在,仍在为城市规划研究提供技术支撑。

3 城市规划研究中时空大数据的研究议题

2010年代中期以后,时空大数据支持的规划学科自身研究议题^②可以概括为城市空间结构、区域空间结构、行为与建成环境、城市治理等4个大类(表1)。

3.1 城市空间结构

城市空间结构研究不仅是时空大数据进入规划学科自身研究议题的起点,至今还是最为集中的议题。城市中心体系和职住空间关系是时空大数据支持城市空间结构研究的两个最集中领域。

3.1.1 城市中心体系

在时空大数据支持的城市中心体系研究中,部分研究采用了城市活动密度

视角,以时空大数据测算城市活动高密度空间范围,界定城市中心,进而测度多中心体系^[25]。大多数研究则采用了功能联系视角,使用时空大数据测算中心与周边范围之间功能联系,从城市中心联系范围测度多中心体系^[22]。也有研究同时从活动密度视角、活动功能联系视角两个方面入手,实现就业多中心体系测度^[26]。时空大数据能够有效地量化城市中心的活动密度、功能联系范围,还被用于评估多中心空间绩效。近期也出现了运用时空大数据技术手段解析多中心形成机制,通过手机信令数据测算的活动密度来确定城市中心,进一步结合经典经济空间理论推导上海城市中心形成机制的研究^[27]。

在运用时空大数据对多中心体系进行量化测度的基础上,时空大数据可用于验证城市空间结构的经典模型。如通过出租车GPS定位数据,测度城市商业中心吸引存在显著幂函数关系,验证了引力模型的地理空间衰减规律^[28]。使用时空大数据测度城市商业中心服务范围,验证了中心地理论^[29]。中心体系形成机制研究、经典空间结构理论验证,都试图将时空大数据用于探知城市空间与城市活动的作用机理。

3.1.2 职住空间关系

时空大数据引入使得城市职住空间关系研究重新出现了热潮。随身设备产生的时空大数据能较为准确地估测出居住地、就业地,使得大规模获取城市居民职住空间联系成为了可能。时空大数据迅速传播到了职住空间关系研究的各个方面。

2012年龙瀛等^[2]运用公交智能卡数据分析北京的职住关系,归纳通勤模式并分析城市空间结构。这是较早运用时空大数据对职住空间关系的系统性研究。2015年之后,手机信令数据的普遍使用推动了对职住空间关系的研究深入,包括静态视角的职住空间分布^[30]和动态视角的职住空间匹配^[31],进一步通过职住静态分布和动态关联的比较来分析城市空间绩效等^[32-33],研究城市过剩通勤^[34]等问题。

时空大数据由于其特点推动了职住空间关系研究,扩大了空间范围,走向了更高空间分辨率,取得显著进展。也是由于时空大数据的匿名特征,即缺少个人和家庭社会经济属性,使得当前运

表1 时空大数据支持四类规划研究议题的典型研究

Tab.1 Typical studies in four planning research areas supported by spatiotemporal big data

议题	文献	研究内容	时空大数据类型	
城市空间结构	城市中心体系	Sun等(2016)	密度方法测度柏林等3个城市的多中心体系	社交媒体数据(主动)
		Zhong等(2014)	网络方法测度新加坡多中心空间结构	轨道交通卡数据(被动)
		丁亮等(2016)	“网络+密度”方法测度上海中心城就业多中心体系	手机信令数据(被动)
		Yan等(2021)	上海城市中心形成机制	手机信令数据(被动)
		周素红等(2014)	验证至商业中心出行的引力模型空间衰减规律	浮动车数据(被动)
	职住空间关系	Van Meeteren等(2018)	使用各类商业中心到访特征验证中心地理理论	社交媒体数据(主动)
		龙瀛等(2012)	北京的职住分布与通勤模式	公交智能卡数据(被动)
		张天然(2016)	上海的职住空间分布特征	手机信令数据(被动)
		Zhou等(2018)	深圳的职住空间匹配特征	手机信令数据(被动)
		黄建中等(2017)	厦门职住空间结构和空间绩效	互联网LBS数据(被动)
区域空间结构	城市网络	Zhang等(2017)	上海职住空间平衡和过剩通勤	手机信令数据(被动)
		Zhen等(2017)	长三角城市群边界划分	社交媒体数据(主动)
		薛峰等(2020)	长三角城市群人口流动网络特征	互联网LBS数据(被动)
		王焱等(2021)	长三角城市群空间组织形式	手机信令数据(被动)
		Zhang等(2018)	长三角城市群组群划分与影响因素	社交媒体数据(主动)
	功能性城市区域	王德等(2018)	上海都市区边界划分	手机信令数据(被动)
		钮心毅等(2018)	上海都市圈空间结构特征	手机信令数据(被动)
		赵鹏军等(2019)	京津冀都市影响圈类型归纳	手机信令数据(被动)
		Li等(2021)	上海巨型城市区域边界界定	手机信令数据(被动)
		Chen等(2022)	珠三角功能性城市区域“核心-边缘”空间结构	手机信令数据(被动)
行为与建成环境	城市活力	Ma等(2020)	中国大陆功能性城市区域识别	浮动车数据(被动)
		Zhang W J等(2020)	珠三角功能性城市区域网络空间结构	手机信令数据(被动)
		龙瀛等(2016)	成都市不同类型街道活力和影响因素	手机信令数据(被动)
		钮心毅等(2019)	南京西路街道活力与建成环境影响因素	互联网LBS数据(被动)
		Yue等(2017)	社区活力和功能混合的关系	手机信令数据(被动)
	城市意象	Huang等(2020)	上海综合城市活力测度与影响因素	互联网LBS数据(被动)
		Donahue等(2018)	明尼苏达州双城公园活力与建成环境影响因素	社交媒体数据(主动)
		Huang等(2021)	波兰城市意象验证	社交媒体数据(主动)
		Zhang F等(2020)	北京城市空间感知	社交媒体数据(主动)
		Shelton等(2015)	Louisville社区边界与社会隔离	社交媒体数据(主动)
城市治理	社区治理	Saxon(2020)	芝加哥社区邻里结构与犯罪	互联网LBS数据(被动)
		Kontokosta等(2021)	纽约邻里动态监测与预警	社交媒体数据(主动)
	空间公平	Xiao等(2019)	上海城市公园到访的社会公平	手机信令数据(被动)
		Hamstead等(2018)	纽约城市公园到访的社会公平	社交媒体数据(主动)
		Bai等(2021)	Austin共享微型交通的社会公平	共享滑板车出行数据(被动)

用时空大数据的职住空间关系研究集中在空间结构特征上，还难以用于探知职住空间关系的形成机理。

3.2 区域空间结构

时空大数据出现为描述区域内人流、物流等多要素流动提供了新的数据基础，为功能联系视角下区域空间结构研究提供了新的技术手段。城市网络和功能性城市区域(functional urban region)是时空大数据支持区域空间结构研究的两个集中领域。

3.2.1 城市网络

流空间及其带来的城市网络研究范式自1990年代以来得到了普遍认同。时空大数据用于城市网络研究，是由个体城际出行形成的城际人员流动来测度区域空间结构的网络特征，沿用了原有企业关联、航空网络等城市网络研究范式。

一类研究是依据城际人员流动的时

空特征区分城际不同功能流动，进而在区域尺度下测度城市中心度、比较城市层级、划分城市组群等。如：使用社交媒体微博签到数据，以城际人员流动划定城市群边界^[35]；使用互联网LBS数据测算长三角城市群人口流动网络^[36]；运用手机信令数据测算长三角城市群城际出行网络，进而测度城市群空间组织流动空间特征^[37]。另一类研究则是进一步探究时空大数据测算的城市网络特征的影响因素。如探究行政边界、自然条件、方言文化等物质空间和社会经济原因对于城际人员流动网络形成的影响，认识城市群空间组织的形成机制^[38]。

由于城市网络研究本身的方法已经相当成熟，解读城际人员流动的城市网络特征，将其与信息流、资本流动、企业关联等网络进行比较，更全面地认知区域空间组织形式将是时空大数据支持城市网络研究的前沿。

3.2.2 功能性城市区域

功能性城市区域一般定义为与核心城市有通勤联系等规律性日常联系紧密的城市连绵地域。时空大数据用于功能性城市区域研究沿用了以通勤联系为代表的功能联系范式，进一步分为两类途径。

多数研究通过时空大数据测算就业活动密度、通勤联系，使用“核心-边缘”视角界定功能性城市区域、探知空间结构特征。如：与中心城市通勤联系界定都市区边界^[39]探知都市圈空间结构^[40-41]；以就业密度高值连续区划定功能性城市区域的核心区域^[42]；以通勤联系界定核心区域的紧密联系范围，划定功能性城市区域的边缘区域^[43-44]。也有研究将时空大数据测算的通勤联系视为通勤网络，采用网络社区发现算法探知功能性城市区域空间结构^[45]。

时空大数据不仅突破了区域尺度的通勤联系难以获取的局限，也克服了以往功能性城市区域研究一直以行政辖区为空间单元的局限。使用时空大数据，将功能性城市区域研究空间分辨率推进到1 km²单元，实现了在实体地域上进行功能性城市区域空间结构研究。

3.3 行为与建成环境

行为与建成环境研究旨在揭示建成环境要素如何影响城市空间内的活动、影响城市空间认知，目的是为城市空间营造提供支持。城市活力、城市意象是时空大数据支持行为与建成环境研究的两个集中领域。

3.3.1 城市活力

时空大数据用于城市活力研究，一般将时空大数据表征的人群活动视为城市活力体现，量化探究城市活力与建成环境要素之间的关系。诸多研究以Jacobs^[46]于1961年提出的城市活力观点为依据，在街道、街区层面，直接以时空大数据测度城市活动时空特征，测度功能混合、小街段、老建筑、建设密度、交通和场地设计等建成环境指标对城市活力的影响^[47-49]。在人群活动基础上，综合社交媒体等表示的社交活动、经济活动等，探究城市综合活力与建成环境要素的相关性^[50]。同样思路也出现在公园绿地建成环境对公园活力影响的关系研究中。使用社交媒体数据探究明尼苏

达州双城城市公园内人群活动与水景、便利设施、小路可达性等建成环境要素之间的相关性^[51]。

传统使用人流计数方法、访谈方法测算城市活力,存在采样频率、时间周期上的局限。时空大数据支持对人群活动长时间周期、多时间段的特征测算,能够深入探索城市活力与建成环境之间的定量关系,支持城市空间设计优化。

3.3.2 城市意象

相比城市活力关注人对于空间的使用,城市意象则更关注人对于空间的感知。时空大数据用于城市意象研究是使用社交媒体采集的时空大数据,从中收集个体到访特定地点的时空间信息、相应的认知评价,综合空间位置到访频率、语义感知方法测度城市意象。

诸多研究均以 Lynch^[52]于1960年提出的城市意象理论为依据。如直接使用社交媒体分析的数据挖掘方法,对照GIS分析方法、Lynch使用过的问卷和草图方法,验证3种方法得出城市意象的结果一致性^[53]。使用社交媒体签到的时空大数据,以签到表征特定空间地点受欢迎程度,同时使用街道图像来表示空间物理环境,发现值得规划设计改进的城市户外空间^[54]。

时空大数据对城市意象的传统访谈和草图方法起到了重要的补充,采用社交媒体签到综合图像文本数据,显著增强了城市意象研究中的空间、时间的作用,能大规模、高效率提取对于城市空间的感知。

3.4 城市治理

通过时空大数据评估居民的出行活动与情感态度,为社会层面的城市治理提供了新的感知手段。社区治理、空间公平是时空大数据支持城市治理研究的两个集中领域。

3.4.1 社区治理

时空大数据支持社区治理有两种途径。其一是根据社区居民出行活动的时空特征,判断居住分异、社会隔离是否发生。如使用地理标记推文识别不同种族、收入人群的日常活动空间,发现存在社会隔离的空间边界,具有空间异质、时间隔离的双重特征^[55]。通过社区居民出行联系测度社区邻里结构,并探讨其

和社区犯罪行为发生的关系^[56]。其二是根据社区居民在社交媒体上所表述的情感态度,作为社区治理的认识依据。如使用地理标记推文识别公众对社区评价的变化,结合房地产价格变化进行比较,实现公众对于社区态度变化的实时认知^[57]。

社交媒体数据的高空间分辨率使之能够实现社区层面的空间使用和情绪的感知,有助于对社区治理实时评估和反馈,在社会治理研究中形成了新的研究范式。

3.4.2 空间公平

均等的空间可达性是公共服务设施布局的基本要求,是实现空间公平的保障。时空大数据获取人的真实设施使用行为和出行联系,能从需求视角揭示城市公共资源配置中存在的平等。如通过手机信令数据测度公园的真实到访游客,使用出行活动指标来评估公园可达性与空间不平等^[58]。

在使用时空大数据评估空间可达性的基础上,结合其他数据源将社会经济属性纳入考量,有助于揭示弱势群体在城市公共空间与资源使用中的公平问题。如:通过城市绿地的考察发现少数族裔在进入公园时遇到障碍^[59];基于共享电动滑板车使用记录结合人口统计数据,发现少数族裔、低收入者、残疾人等3类弱势群体处于共享微型交通的不利地位^[60]。

空间公平研究涉及出行活动和社会经济属性双重维度,倘若能从时空大数据进一步挖掘个体属性特征,揭示空间使用背后个体属性约束,便能加深对空间公平现象的机理认知,以支持公共资源空间布局优化。

3.5 感知方式及其应用局限

根据感知方式划分,时空大数据可以区分为主动数据和被动数据。被动数据以手机信令数据为代表,是指设备使用者在使用移动通信或网络信息服务时被自动采集的位置时空间记录,一般呈现为“空间+时间”形式,缺少活动目的信息。主动数据以带有地理位置标记的推文、Foursquare、微博等社交平台签到数据为代表,是指用户主动提供的活动轨迹记录,一般呈现为“空间+时间+属性”的形式,通过语义内容解读可以获知活动的行为目的或用户的情感态度信息。

时空大数据的感知方式决定了应用方式。被动数据因其被动感知的特点,能较为完整记录活动时空特征,多用于城市空间结构、区域空间结构研究,也出现在行为与建成环境的城市活力研究中。主动数据由于具有空间使用意愿、目的等属性信息,更多出现在城市治理、行为与建成环境中的城市意象研究中。在4类研究议题中,绝大多数研究都使用了直接反映人活动的随“人”的数据,原因在于随“人”的数据能更连续、更全面地记录城市活动。

时空大数据的感知方式也决定了应用的局限性。第一个应用局限体现在活动目的感知。应用较广的被动数据往往缺少个体行为目的,更不包含个体属性。这不仅是出于保护隐私的要求,也是由于当前城市活动感知技术有限。当前做法是按照城市活动一般规律,以特定时空规则去推算活动目的。仅靠时空规则,难以准确、完整地估测全部类型活动目的。例如去商业中心消费购物这类重复率不高的行为,很难用简单时空规则来准确识别。第二个应用局限源于活动感知的时空分辨率有限。主动数据虽能较易获知目的信息,但缺少时空定位连续性,也就难以记录完整的城市活动,这使其较难用于城市空间结构、区域空间结构研究。被动数据的空间分辨率有限,同样使其较难用于小尺度的行为与建成环境研究。这限制了时空大数据在4类规划学科自身研究议题中的深入。

4 尚待探索的前沿

4.1 提升感知城市活动的技术

从时空大数据中准确探知行为目的、估测社会属性,提升感知城市活动的时空分辨率,这是第一个尚待研究的前沿。其中,提升时空大数据感知城市活动的时空分辨率,将更多地依赖于信息通信技术本身的进步。相比之下,探知行为目的、估测社会属性是当前较多聚焦的前沿。从当前研究趋势来看,将时空大数据表达的时空轨迹与地理环境等空间要素综合,是一种有效提升感知行为目的、估测社会属性的技术途径。将时空大数据和兴趣点(POI)结合,使用向量机、决策树、随机森林、人工神经网络

等多种算法，已经能实现出行目的识别^[61]。提升感知城市活动的技术已经超越了城市规划学科研究范围。这一前沿探索将主要依靠数据科学、测绘科学等学科的突破。

4.2 挖掘城市活动的时空规律和演化规律

对时空大数据所表征的城市活动时空规律、演化规律的挖掘是另一个尚待深入探索的前沿。从时空大数据中发现城市活动的时空规律将有助于依据规律预测未来城市活动，依据规律进行城市空间规划。

人活动的时空规律虽然听上去是个老生常谈的问题，但其实还有许多未知等待挖掘。例如，2021年发表在*Nature*上的一篇论文，使用全球5个地区超过800万名匿名手机用户的位置数据发现，任何地点的访问者数量都与他们的访问频率和出行距离乘积的平方呈反比关系^[62]。

对城市活动时空规律挖掘总体上属于基础科学范畴，是生态学、流行病学、城市规划等众多学科共同基础。对于城市规划学科，城市活动时空规律挖掘的目的是实现未来城市活动的预测，能使得时空大数据技术从当前对城市空间“诊断”走向对城市空间“预测”。认知城市活动时空规律和演化规律，目的是为实现规律导向的空间规划决策^[6]。

4.3 探知城市空间与城市活动的作用机理

时空大数据如何支持探究空间与活动的作用机理，也是尚待探索的前沿。目前主要使用数理统计、空间统计等方法探究时空大数据反映的活动特征与建成环境等空间特征之间的相关性。长时间序列时空大数据结合机器学习等人工智能技术，也能用于这方面提升。当前4类规划议题研究均处于相关性层级上，但已经从简单相关性走到探知“城市空间作用于城市活动”的原因与结果之间的相关，已能部分回答哪些城市空间要素是特定城市活动影响的原因。掌握空间要素是如何作用于城市活动的机理才是真正掌握了因果性。城市规划是对城市空间的政策，规划策略要建立在掌握空间与人的活动的相互作用机理上。

与前述的两个前沿不同，感知城市活动的技术提升属于数据科学、测绘科学，城市活动规律挖掘更多是属于基础学科，探知空间与活动作用机理纯粹属于规划学科的自身任务。城市空间与城市活动的作用机理是城市规划学科最值得探索的时空大数据前沿。

5 结论

近十几年时空大数据进入了城市规划研究，尤其是2012—2022年10年间，时空大数据作为一种技术在规划研究中得到广泛使用，改变了城市空间研究的方式。时空大数据在城市规划研究中的缘起、技术演进、研究议题、尚待解决的前沿可归纳如下：

第一，时空大数据是城市空间约束下的大规模城市活动记录。通过时空大数据认知城市空间是如何被使用的认识城市空间与城市活动之间互动规律，这是时空大数据应用于城市规划研究的基础。

第二，在技术演进上，城市规划研究中的时空大数据技术演进经历了“感知活动现象、归纳活动模式、识别城市功能、支持规划学科议题”等4个阶段，分别将时空大数据技术用于感知空间中活动时空现象、认知空间中活动时空规律、发现作用于活动的空间因素、探知空间与活动的作用机理。支持规划学科自身议题已经是当前规划研究中的主流技术范式。

第三，在研究议题上，时空大数据支持的规划学科议题集中在城市空间结构、区域空间结构、行为与建成环境、城市治理等4类议题。时空大数据虽然没有给规划研究带来全新的研究议题，但使得这4类经典议题的研究范式发生了全面的变化，不仅推动了技术方法变革，更是将与4类议题相关的城市空间研究带入了一个新的阶段。

第四，提升感知行为目的和社会属性、活动时空分辨率的技术，挖掘活动时空规律和演化规律，探知空间与活动的作用机理，是城市规划研究中时空大数据尚待探索的前沿。探索以上3个前沿需要城市规划学科与多个学科协同。

2012—2022年10年间的城市规划时空大数据研究，总体上还是集中在对现

状城市空间如何被使用、城市如何运作的精准认知上。城市规划的任务不仅仅是认知城市的现状，更多地是要应对城市的未来。要突破这一研究局限，应对城市的未来，就需要掌握城市活动演化规律、掌握城市空间与城市活动的作用机理。当前的前沿探索已表明了时空大数据技术能够支持对城市活动规律的挖掘、对空间与活动作用机理的探知，但时空大数据如何支持应对规划未来尚需系统性探索。

时空大数据能从“感知空间中活动时空现象、认知空间中活动时空规律、发现作用于活动的空间因素、探知空间与活动的作用机理”等4个方面赋能城市规划研究。对于城市规划学科，挖掘城市活动时空规律和演化规律、探知空间与活动的作用机理将是时空大数据研究的核心深化方向。这将推进时空大数据从对城市空间“诊断”走向对城市空间“预测”，支持规律导向的空间规划决策实现。

感谢赵一夫在本文的文献检索和梳理上作出的贡献。

注释

- ① 本文仅讨论城市规划研究中的时空大数据，时空大数据是城市规划研究中使用最广泛的大数据。本文不涉及城市规划研究中的图像、文本等大数据。
- ② 交通规划是城市规划学科与交通学科的交叉，时空大数据在交通规划领域得到了普遍使用。在交通规划研究中的时空大数据与交通学科中其他领域的应用基础和应用途径基本一致，与本文认知时空大数据的城市活动与城市空间视角有较为明显的区别。因此，本文将交通规划研究中的时空大数据归入交通学科研究议题，不纳入本次城市规划研究议题综述。

参考文献 (References)

- [1] RATTI C, FRENCHMAN D, PULSELLI R M, et al. Mobile landscapes: using location data from cell phones for urban analysis[J]. *Environment and Planning B: Planning and Design*, 2006, 33(5): 727-748.
- [2] 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.)
- [3] 王家耀, 武芳, 郭建忠, 等. 时空大数据面临的挑战与机遇[J]. *测绘科学*, 2017, 42(7): 1-7. (WANG Jiayao, WU Fang, GUO Jianzhong, et al. Challenges and opportunities of spatio-temporal big data[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2017, 42(7): 1-7.)
- [4] BATTY M. Smart cities, big data[J]. *Environment and Planning B: Planning and Design*, 2012, 39(2): 191-193.
- [5] KANDT J, BATTY M. Smart cities, big data and urban policy: towards urban analytics for the long run[J]. *Cities*, 2020, 109: 102992.
- [6] 吴志强, 张修宁, 鲁斐栋, 等. 技术赋能空间规划: 走向规律导向的范式[J]. *规划师*, 2021, 37(19): 5-10. (WU Zhiqiang, ZHANG Xiuning, LU Feidong, et al. Emerging technology and planning: a new paradigm guided by data-informed laws [J]. *Planners*, 2021, 37(19): 5-10.)
- [7] GIRARDIN F, CALABRESE F, FIORE F D, et al. Digital footprinting: uncovering tourists with user-generated content[J]. *IEEE Pervasive Computing*, 2008, 7(4): 36-43.
- [8] CALABRESE F, COLONNA M, LOVISOLO P, et al. Real-time urban monitoring using cell phones: a case study in Rome [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2011, 12(1): 141-151.
- [9] 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.
- [10] FAN Z D, PEI T, MA T, et al. Estimation of urban crowd flux based on mobile phone location data: a case study of Beijing, China[J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2018, 69: 114-123.
- [11] GONZÁLEZ M C, HIDALGO C A, BARABÁSI A L. Understanding individual human mobility patterns[J]. *Nature*, 2008, 453: 779-782.
- [12] BECKER R A, CACERES R, HANSON K, et al. A tale of one city: using cellular network data for urban planning[J]. *IEEE Pervasive Computing*, 2011, 10(4): 18-26.
- [13] READES J, CALABRESE F, RATTI C. Eigenplaces: analysing cities using the space-time structure of the mobile phone network[J]. *Environment and Planning B: Planning and Design*, 2009, 36(5): 824-836.
- [14] SEVTSUK A, RATTI C. Does urban mobility have a daily routine? learning from the aggregate data of mobile networks[J]. *Journal of Urban Technology*, 2010, 17(1): 41-60.
- [15] BWAMBALE A, CHOUDHURY C F, HESS S. Modelling trip generation using mobile phone data: a latent demographics approach[J]. *Journal of Transport Geography*, 2019, 76: 276-286.
- [16] XIONG Q Q, LIU Y L, XIE P, et al. Revealing correlation patterns of individual location activity motifs between workdays and day-offs using massive mobile phone data[J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2021, 89: 101682.
- [17] ISAACMAN S, BECKER R, CÁ CERES R, et al. Identifying important places in people's lives from cellular network data [C]//International Conference on Pervasive Computing. Springer, 2011: 133-151.
- [18] AHAS R, SILM S, JÄRV O, et al. Using mobile positioning data to model locations meaningful to users of mobile phones[J]. *Journal of Urban Technology*, 2010, 17(1): 3-27.
- [19] 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.
- [20] TU W, CAO J Z, YUE Y, et al. Coupling mobile phone and social media data: a new approach to understanding urban functions and diurnal patterns[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2017, 31(12): 2331-2358.
- [21] ZHANG Y T, LI Q Q, TU W, et al. Functional urban land use recognition integrating multi-source geospatial data and cross-correlations[J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2019, 78: 101374.
- [22] 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.
- [23] 钮心毅, 丁亮, 宋小冬. 基于手机数据识别上海中心城区的城市空间结构[J]. *城市规划学刊*, 2014(6): 61-67. (NIU Xinyi, DING Liang, SONG Xiaodong. Understanding urban spatial structure of Shanghai central city based on mobile phone data[J]. *Urban Planning Forum*, 2014(6): 61-67.)
- [24] 王德, 王灿, 谢栋灿, 等. 基于手机信令数据的上海市不同等级商业中心商圈的比较: 以南京东路、五角场、鞍山路为例[J]. *城市规划学刊*, 2015(3): 50-60. (WANG De, WANG Can, XIE Dongcan, et al. Comparison of retail trade areas of retail centers with different hierarchical levels: a case study of east Nanjing road, Wujiaochang, Anshan road in Shanghai[J]. *Urban Planning Forum*, 2015(3): 50-60.)
- [25] SUN Y R, FAN H C, LI M, et al. Identifying the city center using human travel flows generated from location-based social networking data[J]. *Environment and Planning B: Planning and Design*, 2016, 43(3): 480-498.
- [26] 丁亮, 钮心毅, 宋小冬. 上海中心城就业中心体系测度: 基于手机信令数据的研究[J]. *地理学报*, 2016, 71(3): 484-499. (DING Liang, NIU Xinyi, SONG Xiaodong. Measuring the employment center system in Shanghai central city: a study using mobile phone signaling data[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2016, 71(3): 484-499.)
- [27] YAN L X, WANG D, ZHANG S W, et al. Understanding urban centers in Shanghai with big data: local and non-local function perspectives[J]. *Cities*, 2021, 113: 103156.
- [28] 周素红, 郝新华, 柳林. 多中心化下的城市商业中心空间吸引衰减率验证: 深圳市浮动车 GPS 时空数据挖掘[J]. *地理学报*, 2014, 69(12): 1810-1820. (ZHOU Suhong, HAO Xinhua, LIU Lin. Validation of spatial decay law caused by urban commercial center's mutual attraction in polycentric city: spatio-temporal data mining of floating cars' GPS data in Shenzhen [J]. *Acta Geographica Sinica*, 2014, 69(12): 1810-1820.)
- [29] VAN MEETEREN M, POORTHUIS A. Christaller and "big data": recalibrating central place theory via the geoweb[J]. *Urban Geography*, 2018, 39(1): 122-148.
- [30] 张天然. 基于手机信令数据的上海市域居住空间分析[J]. *城市交通*, 2016, 14(1): 15-23. ZHANG Tianran. Job-housing spatial distribution analysis in Shanghai metropolitan area based on cellular signaling data[J]. *Urban Transport of China*, 2016, 14(1): 15-23.)
- [31] ZHOU X G, YE H A G, LI W F, et al. A commuting spectrum analysis of the jobs - housing balance and self-containment of employment with mobile phone location big data[J]. *Environment and Planning B: Urban Analytics and City Science*, 2018, 45(3): 434-451.
- [32] 黄建中, 胡刚钰, 赵民, 等. 大城市“空间结构-交通模式”的耦合关系研究: 对厦门市的多情景模拟分析和讨论[J]. *城市规划学刊*, 2017(6): 33-42. (HUANG Jianzhong, HU Gangyu, ZHAO Min, et al. On the interconnection of spatial structure and traffic mode of mega-cities: multi-scenario

- simulation in Xiamen city[J]. *Urban Planning Forum*, 2017(6): 33-42.)
- [33] 李峰清, 赵民, 吴梦笛, 等. 论大城市“多中心”空间结构的“空间绩效”机理: 基于厦门LBS画像数据和常规普查数据的研究[J]. *城市规划学刊*, 2017(5): 21-32. (LI Fengqing, ZHAO Min, WU Mengdi, et al. Polycentric mage-city and its mechanism of spatial performance: findings from Xiamen based on LBS and census data[J]. *Urban Planning Forum*, 2017(5): 21-32.)
- [34] ZHANG P, ZHOU J P, ZHANG T R. Quantifying and visualizing jobs-housing balance with big data: a case study of Shanghai[J]. *Cities*, 2017, 66: 10-22.
- [35] ZHEN F, CAO Y, QIN X, et al. Delineation of an urban agglomeration boundary based on Sina Weibo microblog “check-in” data: a case study of the Yangtze River Delta[J]. *Cities*, 2017, 60: 180-191.
- [36] 薛峰, 李苗裔, 党安荣. 中心性与对称性: 多空间尺度下长三角城市群人口流动网络结构特征[J]. *经济地理*, 2020, 40(8): 49-58. (XUE Feng, LI Miaoyi, DANG Anrong. Centrality and symmetry of people flow network structure of the Yangtze River Delta urban agglomeration at multi-spatial scales[J]. *Economic Geography*, 2020, 40(8): 49-58.)
- [37] 王焱, 钮心毅, 宋小冬. 基于城际出行的长三角城市群空间组织特征[J]. *城市规划*, 2021, 45(11): 43-53. (WANG Yao, NIU Xinyi, SONG Xiaodong. Spatial organizational characteristics of the Yangtze River Delta urban agglomeration based on inter-city trips[J]. *City Planning Review*, 2021, 45(11): 43-53.)
- [38] ZHANG W Y, DERUDDER B, WANG J H, et al. Regionalization in the Yangtze River Delta, China, from the perspective of inter-city daily mobility[J]. *Regional Studies*, 2018, 52(4): 528-541.
- [39] 王德, 顾家煊, 晏龙旭. 上海都市区边界划分: 基于手机信令数据的探索[J]. *地理学报*, 2018, 73(10): 1896-1909. (WANG De, GU Jiahuan, YAN Longxu. Delimiting the Shanghai metropolitan area using mobile phone data[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2018, 73(10): 1896-1909.)
- [40] 钮心毅, 王焱, 刘嘉伟, 等. 基于跨城功能联系的上海都市圈空间结构研究[J]. *城市规划学刊*, 2018(5): 80-87. (NIU Xinyi, WANG Yao, LIU Jiawei, et al. Spatial structure of Shanghai conurbation area from perspective of inter-city functional links[J]. *Urban Planning Forum*, 2018(5): 80-87.)
- [41] 赵鹏军, 胡昊宇, 海晓东, 等. 基于手机信令数据的城市群地区都市圈空间范围多维识别: 以京津冀为例[J]. *城市发展研究*, 2019, 26(9): 69-79. (ZHAO Pengjun, HU Haoyu, HAI Xiaodong, et al. Identifying metropolitan edge in city clusters region using mobile phone data: a case study of Jing-Jin-Ji[J]. *Urban Development Studies*, 2019, 26(9): 69-79.)
- [42] LI K K, NIU X Y. Delineation of the Shanghai megacity region of China from a commuting perspective: study based on cell phone network data in the Yangtze River Delta[J]. *Journal of Urban Planning and Development*, 2021, 147(3): 04021022.
- [43] MA S, LONG Y. Functional urban area delineations of cities on the Chinese mainland using massive Didi ride-hailing records[J]. *Cities*, 2020, 97: 102532.
- [44] CHEN Z F, YEH A G. Delineating functional urban areas in Chinese mega city regions using fine-grained population data and cellphone location data: a case of Pearl River Delta[J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2022, 93: 101771.
- [45] ZHANG W J, FANG C Y, ZHOU L, et al. Measuring megaregional structure in the Pearl River Delta by mobile phone signaling data: a complex network approach [J]. *Cities*, 2020, 104: 102809.
- [46] JACOBS J. *The death and life of great american cities*[M]. Vintage, 1961.
- [47] 龙瀛, 周珉. 街道活力的量化评价及影响因素分析: 以成都为例[J]. *新建筑*, 2016(1): 52-57. (LONG Ying, ZHOU Yin. Quantitative evaluation on street vibrancy and its impact factors: a case study of Chengdu [J]. *New Architecture*, 2016(1): 52-57.)
- [48] YUE Y, ZHUANG Y, YEH A G, 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.
- [49] 钮心毅, 吴莞姝, 李萌. 基于LBS定位数据的建成环境对街道活力的影响及其时空特征研究[J]. *国际城市规划*, 2019, 34(1): 28-37. (NIU Xinyi, WU Wanshu, LI Meng. Influence of built environment on street vitality and its spatio-temporal characteristics based on LBS positioning data[J]. *Urban Planning International*, 2019, 34(1): 28-37.)
- [50] HUANG B, ZHOU Y L, LI Z G, et al. Evaluating and characterizing urban vibrancy using spatial big data: Shanghai as a case study[J]. *Environment and Planning B: Urban Analytics and City Science*, 2020, 47(9): 1543-1559.
- [51] DONAHUE M L, KEELER B L, WOOD S A, et al. Using social media to understand drivers of urban park visitation in the Twin Cities, MN[J]. *Landscape and Urban Planning*, 2018, 175: 1-10.
- [52] LYNCH K. *The image of the city*[M]. The MIT Press, 1960.
- [53] HUANG J X, OBRACHT-PRON-DZYNKA H, KAMROWSKA-ZALUSKA D, et al. The image of the city on social media: a comparative study using “Big Data” and “Small Data” methods in the Tri-City region in Poland[J]. *Landscape and Urban Planning*, 2021, 206: 103977.
- [54] ZHANG F, ZU J Y, HU M Y, et al. Uncovering inconspicuous places using social media check-ins and street view images[J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2020, 81: 101478.
- [55] SHELTON T, POORTHUIS A, ZOOK M. Social media and the city: rethinking urban socio-spatial inequality using user-generated geographic information[J]. *Landscape and Urban Planning*, 2015, 142: 198-211.
- [56] SAXON J. The local structures of human mobility in Chicago[J]. *Environment and Planning B: Urban Analytics and City Science*, 2020, 48(7): 1806-1821.
- [57] KONTOKOSTA C E, FREEMAN L, LAI Y. Up-and-coming or down-and-out? social media popularity as an indicator of neighborhood change[J]. *Journal of Planning Education and Research*, 2021, 10.1177/0739456x21998445.
- [58] XIAO Y, WANG D, FANG J. Exploring the disparities in park access through mobile phone data: evidence from Shanghai, China[J]. *Landscape and Urban Planning*, 2019, 181: 80-91.
- [59] HAMSTEAD Z A, FISHER D, ILIEVA R T, et al. Geolocated social media as a rapid indicator of park visitation and equitable park access[J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2018, 72: 38-50.
- [60] BAI S H, JIAO J F. Toward equitable micromobility: lessons from Austin e-scooter sharing program[J]. *Journal of Planning Education and Research*, 2021, 10.1177/0739456x211057196.
- [61] SUN H D, CHEN Y Y, WANG Y, et al. Trip purpose inference for tourists by machine learning approaches based on mobile signaling data[J]. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 2021, 10.1007/s12652-021-03346-y.
- [62] SCHLÄPFER M, DONG L, O’KEEFFE K, et al. The universal visitation law of human mobility[J]. *Nature*, 2021, 593: 522-527.