

引用格式: 陈芳淼, 黄慧萍, 贾坤. 时空大数据在城市群建设与管理中的应用研究进展[J]. 地球信息科学学报, 2020, 22(6): 1307-1319. [Chen F M, Huang H P, Jia K. Study on the administration and construction of urban agglomeration with spatiotemporal big data: A progress review [J]. Journal of Geo-information Science, 2020, 22(6): 1307-1319.] DOI: 10.12082/dqxxkx.2020.190524

时空大数据在城市群建设与管理中的应用研究进展

陈芳淼¹, 黄慧萍^{1,2*}, 贾坤³

1. 中国科学院空天信息创新研究院, 北京 100094;
2. 中国科学院大学资源与环境学院, 北京 100049;
3. 北京师范大学地理科学学部, 北京 100875

Study on the Administration and Construction of Urban Agglomeration with Spatiotemporal Big Data: A Progress Review

CHEN Fangmiao¹, HUANG Huiping^{1,2*}, JIA Kun³

1. Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China;
2. College of Resources and Environment, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;
3. Faculty of Geographical Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China

Abstract: With the development of the new type of urbanization, urban agglomeration plays a key role in modern social-economical development. To date, big data has been considered as a technological breakthrough and applied in many fields in recent years. Spatiotemporal big data mining and data fusion analysis can improve the efficiency of the administration and construction of cities/urban agglomeration in the new era of smart city. In this study, we aimed to review the types, acquisition methods, and analysis techniques of spatiotemporal big data. We investigated researches on urban agglomeration using spatiotemporal big data in order to identify the application of big data. We collected conference and journal articles as well as academic dissertations published in big data and data mining areas between 2004 and 2019. In total, we summarized ten types of big data which were classified into traditional type and new type categories, five big data acquisition methods including downloading, crawling, purchasing, and data processing, as well as seven most common big data analysis techniques. Five application fields on administration and construction of city/urban agglomeration using big data were concluded through literature review, including demarcation and spatial development monitoring, traffic network monitoring, association and function analysis, industrial coordination analysis, and environment assessment. Moreover, we summarized the bottlenecks of future big data applications, including: (1) difficulties in data management; (2) low-level data sharing; (3) high complexity of data analysis; (4) limitations of research ideas and application fields. In response to the above issues, some suggestions are listed: (1) government should strengthen policy support for more extensive information sharing and efficient information security assurance to create a favorable environment for the development of big data application; (2) constructing adaptable modern network infrastructure to create an all-in-one system which integrates network coordination, simulation, calculation, and administration; (3) building a big data management standard for urban agglomeration to solve the problems triggered by its characteristic of variability and multiformity; (4) promoting the establishment of

收稿日期: 2019-09-16; 修回日期: 2019-12-24.

基金项目: 国家重点研发计划重点专项(2017YFB0503800)。[**Foudation item:** National Key Research and Development Program of China, No.2017YFB0503800.]

作者简介: 陈芳淼(1983—), 女, 北京人, 博士, 助理研究员, 研究方向为城市规划与遥感监测。E-mail: chenfm@aircas.ac.cn

*通讯作者: 黄慧萍(1973—), 女, 浙江余姚人, 博士, 副研究员, 研究方向为城市遥感应用。E-mail: huanghp@aircas.ac.cn

big data platform to enforce an integrated information sharing mode from regional to national level; (5) adopting the international advanced technologies and methods with some new ideas from the studies on smart cities to build a technical system that is suitable in China. This study finally put forward that the construction of network infrastructure and spatiotemporal big data resources sharing platform could make new patterns of integrated analysis of big data possible, leading to highly effective supervision and strategical development of the city/urban agglomerations in the future.

Key words: urban agglomeration administration and construction; spatiotemporal big data; types of big data; data mining; big data technology and application; integrated analysis; research progress

***Corresponding author:** HUANG Huiping, E-mail:huanghp@aircas.ac.cn

摘要:伴随新型城镇化进程的不断推进,城市群已经成为地区社会经济发展的重要核心。大数据时代的到来促使新兴时空大数据在城市/城市群建设与管理中发挥着重要作用,并成为当前学术界的研究热点。大数据挖掘技术与融合分析技术将成为未来研究城市群的重要方法。本研究总结归纳了时空大数据在城市群建设与管理中的应用研究进展,对常见城市群时空大数据类型、获取方法和分析技术进行分类整理,并对基于资源调查和多源时空数据分析的城市/城市群研究进展进行分析,特别是对时空大数据及其技术在城市群建设与管理中的主要研究展开归类分析,认为目前时空大数据在城市群建设与管理应用领域主要涉及5大方向:城市群空间界定与发展监测、交通网络监测、关联性分析与功能布局评价、产业协同分析和环境监测与评估。最后,本文分析了现阶段时空大数据在城市群建设与管理应用中的发展瓶颈,提出了相关对策建议,并对未来研究发展趋势提出了展望。

关键词:城市群建设与管理;时空大数据;数据类型;数据挖掘;大数据技术与应用;融合分析;研究进展

1 引言

随着社会经济的发展,大都市的空间形态正逐渐向以大都市为中心的多中心大都市发展^[1]。与此同时,城市之间的联系愈加紧密,也逐步从传统的城际间单向联系发展为以一个或多个大城市为核心的城市群落构成的开放空间区域的网络化联系。自20世纪80年代,我国已经逐渐发展并初步形成了长江三角洲、珠江三角洲、京津冀、长江中游、成渝、中原、关中、山东半岛、海西、辽中南、哈长、北部湾12个国家以及区域层级的城市群。全国近80%的国家级经济技术开发区与高新技术开发区分布于这些国家或区域层级的城市群中^[2]。城市群作为我国新型城镇化的主体形式以及我国经济、社会发展的最高空间组织形式,将成为未来城市建设与管理的重要方向。

城市群的发展是一个寻求区域空间、经济、社会、文化、环境、信息、制度等多方面综合平衡的过程^[3]。城市群全面整合与系统融合是城市发展到一定阶段的必然趋势。然而,随着城市内部、城市间以及城乡间的联系日益紧密,城市群管理机制不协调、建设管理标准不统一、人员流动性大、产业结构不合理等问题日益显露,导致城市群建设与管理面临很大问题。城市群作为复杂的动态要素复合空

间集合,传统的静态规划管理模式已经无法满足其全面、协调发展的需求。

20世纪90年代,移动定位、无线通讯和移动互联网技术在全球范围内快速发展。信息时代的到来改变着人们传统的生活、居住、工作与休闲方式^[4],不仅对人类社会系统和经济结构造成深刻的影响,同时也对实体和虚拟空间组织产生重构^[5]。具有位置感知能力的移动计算设备开始不断普及,移动信息网络成为信息化发展的新趋势,人们在网络使用中遗留下大规模“痕迹”,带来了海量具有个体标记和时空语义信息的数据,开始被诸多公司、政府机构和学术机构关注^[6-12]。

土地普查、经济统计、地面调查、地质水文、交通等调查数据作为传统的常规数据,多呈静态化、几何粒度粗、调查成本高、结构化程度高、更新周期长、缺乏对个体时空行为持续监测性等特征,在城市群建设与管理中存在诸多局限性。而信息时代发展起来的大数据技术突破了工业时代传统城镇化发展的可能路径,为城市群的规划与发展提供了新契机。“大数据”(Big Data)在学术界与工业界没有标准化定义,一般指用来描述数据的规模非常大,很难通过传统软件和数据库进行获取、储存、探索、分析及可视化^[13]。广义上讲,传统数据也可以归入大数据范畴。但目前人们常说的大数据更倾

向于具备规模海量性、时间连续性以及内在关联性3方面内涵的新型大数据类型。这类新型大数据整合了来自互联网、物联网、全球定位、移动设备、传感器、摄像头等渠道的、大量反映城市群自然社会要素数量及空间结构、利用动态、模式效率等多源、海量的信息,具有客观性、连续性、实时性、精确性、全样本、动态化等优势,更突显其时空特征^[14-17],因此称其为时空大数据。时空大数据的出现以更高的时间分辨率和更低的空间聚合尺度,为人们定量理解城市动态提供了新的手段,可以满足政府、企业和居民对城市群建设与管理各类要素时空行为特征的多样化需求,同时为来自计算机科学、地理学、交通和城市规划等领域的研究带来前所未有的巨大变革^[18-20]。

无论从管理建设角度还是研究分析角度,各类时空大数据技术的兴起,为从城市/城市群问题的识别与分析到未来的预测与模拟奠定了数据基础。时空大数据更从广泛的维度与粒度为城市/城市群管理者提供了有效的数据支撑,为区域建设与发展带来新的契机;与此同时,时空大数据还极大地扩充了城市/城市群研究者的数据资源,其出现与成熟改变了城市/城市群监测与评估相关学术研究的研究范式、研究方法、研究内容,将传统的定性研究拓展到定量、定性的综合研究模式。近年来,国内外利用新型时空大数据开展城市/城市群空间与人类活动分析已成为当前学术界的研究热点,但是目前

还没有针对城市群范畴的大数据应用综述类研究。因此,本研究针对时空大数据在城市群尺度应用的研究进展进行总结归纳,分析了当前时空大数据及其分析技术在城市群建设与管理中的主要研究现状,以及现阶段时空大数据在城市群建设与管理过程中的发展瓶颈,并提出对策建议与研究展望,为未来时空大数据在城市群建设与管理的相关研究工作提供参考依据。

2 城市群时空大数据的分类、获取与挖掘方法

2.1 城市群大数据类型

根据数据获取技术与方法不同,城市群管理与建设的大数据可分为10个类型^[21](表1)。其中各类统计数据、基础的地理测绘数据以及台站观测数据属于传统大数据范畴,一直以来在城市群建设与管理工作中发挥着重要作用。它们是大数据时代到来前应用最为广泛的数据资源。新型时空大数据则包括遥感及其数据产品、智能交通数据、电子地图数据、个体时空定位数据(移动通讯数据)、社交应用网络数据、APP兴趣与消费数据和物联网传感数据等,具有空间性、时间性、多维性、海量性和复杂性等独特属性。这些新型的时空大数据可以提供更加丰富的城市群研究对象的时空位置信息,在

表1 现代城市群建设与管理中的常用大数据类型

Tab. 1 Types of big data in the administration of urban agglomeration

类型	内容
传统数据	基础地理数据 地貌、水系、植被等基础地理信息数据;居住地、交通境界、特殊地物地名等要素信息
	台站观测数据 中国科学院、水利部、农业农村部、生态环境部、自然资源部、国家林业局等部门等建立野外观测台站数据,如对农田、森林、草地、荒漠、沼泽、水体等生态系统以及生态站碳氮水通量等观测数据
	社会经济统计数据 年鉴、普查中的城市人口和劳动力统计资料、城市经济发展主要指标统计资料、城市社会发展主要统计资料、城市环境与基础设施资料等
新型数据	遥感数据产品 多源遥感数据、遥感产品如土地覆盖、土地利用数据,各类遥感指数如植被指数、水体指数、建筑指数、不透水面指数、裸土指数、亮温及湿度指数等
	个体时空定位数据 手机信令数据、其他具有全球定位功能的个人终端数据
	APP兴趣与消费数据 网购支付(淘宝、京东、亚马逊、当当等);生活消费类主题网站(携程、大众点评、58同城、赶集网、链家网等)数据
	电子地图数据 电子地图提供商提供的POI信息、用户使用电子地图时获取到的有关用户位置等信息,如百度、高德、谷歌、搜狗、凯立德、天翼等地图服务产品
	社交应用网络数据 微信、微博、QQ空间、人人网、Twitter、facebook、Flickr等社交网络数据
	智能交通数据 智能交通设备和系统,如智能公交、电子警察、交通信号控制、卡口、交通视频监控、出租车信息服务管理、城市客运枢纽信息化、GPS与警务系统、交通信息采集与发布和交通指挥类平台等
	物联网传感数据 服务于城市治安、交通、生态环境质量管理等的城市传感器网络数据。城市管理方面包括物流跟踪、环境监测、气象监测、城市路灯控制、城市安防监控、车辆监控调度等。生态方面包括温度、湿度、光照度、空气质量、噪音等物理数据,含氧量、二氧化碳等化学数据,细菌数和植被等生物数据

城市群建设与管理过程中发挥空间信息价值、发展趋势预测价值和行业分析价值,能够较好地应用于城市群研究对象的空间分布及动态变化、时空行为特征、区域兴趣点分布与功能区划、城市活力、交通与居民出行和生态环境可持续发展等方面。

2.2 城市群时空大数据的获取方法

时空大数据信息挖掘与分析是一项复杂的过程,是通过多源大数据的采集、存储与管理、预处理、最终对标准化的数据进行挖掘分析的过程,从而实现其在城市/城市群建设与管理中的应用。在此过程中,数据的获取是大数据分析的基础。根据城市/城市群时空大数据的类型不同,数据获取方法也存在差异,一般通过网络下载与收集、网络爬取、直接购买、自行加工生产或与企业/研究机构合作等方法获得相应的大数据集(表2)。

2.3 城市群时空大数据的挖掘方法

数据挖掘(Data Mining, DM)是数据知识发现的一个过程^[22],也是多源大数据融合分析的过程。数据挖掘通过从海量大数据中提取潜在的、隐含的、有价值的知识与信息,并对这些信息构建模型,进而为研究目的所服务。从20世纪90年代中后期,数据挖掘相关技术有了迅速发展,解决了时间序列与空间序列数据挖掘与关联的问题^[23-26]。近年来,伴随新型大数据的兴起,数据挖掘技术随之拓展到了更多领域,如时空数据、智能交通、生物信息、医疗卫生、金融证券、多媒体数据挖掘、文本数据挖掘、Web数据、社交网络、地图数据、轨迹数据等方面^[27]。

时空数据挖掘是数据挖掘领域的前沿研究方向,更是实现大数据支持下城市群建设与管理的核心技术问题。大数据的挖掘是提炼数据价值的最重要环节,通过对各类大数据的融合分析达到信息

提取与可视化目的,最终为城市群建设与管理提供政策支持与趋势预测等服务。目前常用的时空大数据挖掘技术包括遥感反演、时空聚类、分类、关联分析、机器学习、数据可视化、切片分析等方法(表3)。面对城市/城市群建设与管理中涉及的多源时空大数据,这些技术可充分有效地发挥作用。

3 时空大数据在城市群建设与管理中的应用研究进展

伴随大数据技术水平不断提升,海量的城市/城市群时空大数据在支撑履行政府职能、保障公共安全、实施社会治理、支持重大决策和改进公共服务等方面发挥着越来越重要的作用。开展面向社会经济、产业布局、交通基础设施、自然灾害、自然资源开发利用、生态安全、公共服务、区域规划与实施等领域的大数据时空融合分析研究,对城市群管理决策至关重要。近年来,越来越多的国内外学者基于时空大数据技术探索城市/城市群建设与管理的方向和具体方案,并且在城市群的监测过程中尝试多源时空大数据分析,不断拓展与发掘大数据的应用价值。

本文对2004—2019年约100篇国内外数据库(CNKI, ScienceDirect等)中关于城市群时空大数据进行研究的论文(包括学位论文、会议论文、期刊论文等国内约80篇、国际约20篇)进行分析,发现时空大数据在城市群建设与管理中的研究目前主要涉及空间界定与发展监测、城市群交通网络监测、关联性分析与功能布局评价、产业协同分析和环境监测与评估5个方向。其中,城市群关联性分析与功能布局评价、空间界定与发展监测、环境监测与评估的研究数量超过整个研究领域的80%。从数据类型角度归纳,传统数据信息,如统计数据、调研

表2 常用城市群时空大数据的获取方法及特征

Tab. 2 The methods and characteristics of spatiotemporal big data acquisition for urban agglomeration

数据来源	获取方法	获取数据举例	特点
公开数据库	网络下载与收集	政府公开的社会经济统计数据、常用的数据公开网站和部分共享遥感数据下载平台	数据多可免费,传统统计数据类型较多
部分网站平台	网络爬取、API接	网站的财经数据、公司年报、新媒体数据等有价值的信息,如谷歌地图、Facebook等	可获得大量有价值的信息,数据属性明确,部分需要付费
专业数据交易平台	购买	基于交易平台的政务、社会、社交、教育、消费、交通、能源、金融、健康等领域的数据资源	需要付费,可根据需求购买
派生数据	自行加工生产	如在已经下载的遥感数据基础上分析获取新的信息与知识	根据需要进行数据处理,灵活性强
其他		如通过合作等方式共享数据	

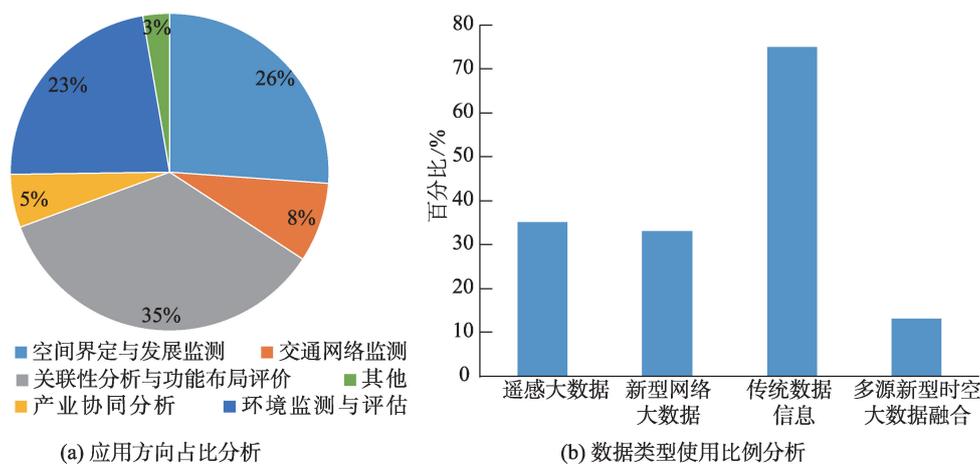
表3 常见城市群时空大数据挖掘方法与示例
 Tab. 3 Methods of spatiotemporal big data mining for urban agglomeration

挖掘方法	内容	城市/城市群建设中的应用示例
遥感反演	对不同空间分辨率、时间分辨率、波段传感器的数据进行分析获取更多地表参量信息	可用于城市热岛效应分析和生态环境监测；水质综合评价和生态承载力分析；城市群生态质量和生态安全评价 ^[28-30]
时空聚类	指基于空间和时间相似度把具有相似行为的时空对象划分到同一组中，使组间差别尽量大，而组内差别尽量小	可进行精准功能区分类，如城市功能区、生态区等；识别异常区域，如生态功能退化区、受自然灾害影响区等 ^[31-32]
分类	指基于训练样本数据确定未知样本数据类别的过程	可用于土地覆盖/利用遥感分类以及特定土地覆盖类型的提取、网络爬取数据的分类等 ^[33-34]
关联分析	也称关联规则挖掘，指从大量数据中挖掘关联性、相关性，从而进一步提取不同事物间关系出现的规律和模式	可通过开展产业、用地、人口、功能之间的关联分析，提取相应的规则和知识，从而为土地调控、用地协同和功能疏解提供决策支持 ^[35-37]
机器学习	通过多层非线性变换对高复杂度数据建模的算法的合集，能够处理图像、声音、文本等多种数据	可用于在语言识别、图像分类及目标识别、人脸识别、视频分类和行为识别。在城市群规划中用于面向空间优化利用大数据的挖掘与知识发现技术 ^[23,38-39]
数据可视化算法	指运用计算机图形学和图像处理技术，将数据转换为图形或图像在屏幕上显示出来，并进行交互处理的方法	可将遥感和地理信息系统提供的抽象化数据可视化，用于城市群时空发展变化的监测 ^[40]
切片分析	指在给定的数据立方体的一个维度上进行选择操作	可从时间、空间、功能区类别等不同维度对城市群区域土地优化利用大数据等常见时空大数据进行切片分析 ^[41]

数据、政府信息公开等仍被广泛应用，是不可缺少的基础数据，使用率达到80%以上；遥感技术一直都是城市及城市群监测的重要手段，在研究中占比超过40%；新兴的网络时空大数据，如社交媒体数据、手机信令数据、企业信息、交通流信息公开大数据也被广泛使用，使用率近30%。整体看，利用城市群多源新型时空大数据技术的研究占比不到15%。可见，目前利用多源时空数据的综合分析方法为城市群建设与管理服务还处于初期阶段，还有

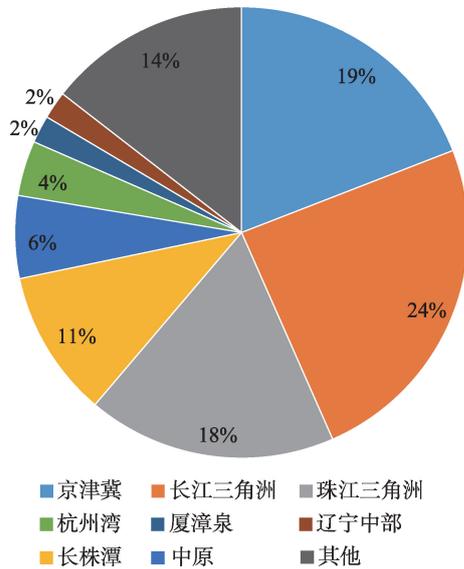
很大的提升空间(图1)。

同时，本研究对2004—2019年约150篇国内数据库(CNKI等)中基于城市群范畴进行研究的论文(包括毕业论文、会议论文、期刊论文等)进行分析，在国内城市群时空大数据应用的研究区域方面(图2)，发现近15年各类研究主要集中在京津冀、长江三角洲、珠江三角洲、长株潭4大城市群，占总体研究的75%；其他集中在中原、杭州湾、厦漳泉以及辽宁中部城市群，少数研究涉及小型或新兴城市



注：数据来自作者对已查阅文献的整理分析。

图1 2004—2019年国内外学术论文关于城市群时空大数据研究的应用方向与应用数据类型分析
 Fig. 1 Literature review analysis of research directions and types of spatiotemporal big data applied in urban agglomeration from 2004 to 2019



注:数据来自作者对已查阅文献的整理分析。

图2 2004—2019年中国城市群相关研究的区域分布
Fig. 2 Regional distribution of urban agglomeration research area in China from 2004 to 2019

群。可见,基于成熟的大型、老牌城市群的研究较多,这与区域数据平台相对完善的数据基础有关。而新兴的、小型城市群或城市网络,由于其一体化水平偏低,受重视程度不足,相关研究的体量也偏少。本研究认为未来将研究区域向中小型新兴城市群转移,会更易确立新的研究议题。

本文根据已有文献对时空大数据及其技术在城市群建设与管理中的5个主要应用方向的研究进展详细分析。

3.1 城市群空间界定与发展监测

空间分析方法一直是对城市群空间界定与发展评价的主流方法,一般基于地图、遥感数据与社会经济统计数据综合分析。目前,基于遥感数据对城市群空间土地利用变化、地块特征动态监测与分析的研究很多^[42-45],可以为区域规划提供依据。特别是基于夜间灯光数据的城市群空间发展特征识别研究已十分成熟。2002年Lo等^[46]利用夜间灯光数据识别出我国7大城市群。之后,不少学者尝试基于灯光数据对中国不同城市群的边界界定^[47-48]和空间发展特征^[49-50]进行分析。利用遥感时空大数据进行城市群监测适用于任意地理区域范围,不会受行政界线的限制,并且可在时空序列上实现动态监测,是目前针对大范围空间定位与发展宏观监测分析的最为常用且直观的手段。但是,当前研究多是依据灯光分布状态进行分析,与网络大数据相结

合的研究还比较少。未来研究应打破基于遥感数据独立分析的传统常态,纳入更多新型网络大数据进行综合分析,充分发挥多源数据融合分析技术的优越性。

3.2 城市群交通网络监测

遥感技术在城市交通基础设施监测中有广泛应用^[51-52]。然而,在高分辨率遥感技术支持下的路网评价研究中,针对城市群的相关研究很少。目前仅有少数学者对此问题展开研究,基于遥感数据针对城市群交通路网记忆交通状态监测提出了可行性研究方案^[53-54]。

随着互联网大数据等多源空间数据的日益丰富,一些学者开始利用多源数据综合分析城市/城市群路网动态。研究中使用交通流大数据,如公交站卡信息、公交线\路数据、百度地图、高德地图的道路拥堵数据^[55-56]、公路交通网络数据、列车时刻表和城际铁路往返网络数据^[57-59]等进行研究,成为监测城市以及城际间交通网络特征和交通运行状况的重要依据。与此同时,利用手机信令数据、企业联络数据甚至社交媒体数据对交通状况进行监测的相关研究也不断展开^[37,60]。可见,伴随大数据的多元化进程,对城市/城市群交通状况的监测已经从传统的地图和遥感影像直观分析方法向深层次、多维度的具有交通属性的多源信息分析领域拓展。未来可利用高分辨率卫星遥感、基础地理信息、路网、交通规划、道路卡口、互联网+数据等多源时空信息数据建立城市群综合交通建设现状与过程数据库,结合可视化分析技术的应用,进一步构建城市群不同等级公路等交通基础设施的综合动态监测体系。

3.3 城市群关联性分析与功能布局评价

城市群不同于城市,其信息流动的背后具有更为复杂的含义。分析城市群内部大量信息的关联性,有助于对整个城市群的内部功能结构进行判定。多源个体时空大数据具有丰富的语义信息,除上述对交通网络数据的分析,基于GIS平台融合新型网络大数据的综合分析方法为我们提供了更多思路。近年来,学者们开始尝试利用手机信令数据^[61-62]、居民迁徙数据^[63-64]、社交媒体签到数据^[65-66]、网络指数^[67-68]与位置信息数据^[69-70]、POI数据^[71-72]、物流网站信息^[73]、企业注册信息^[74-75]等分析城市群内部居民的活跃度、内在联系强度,进而分析城市群空间格局和功能定位。可见,随着大数据技术的发

展,当前在对大范围复杂区域内部特征的研究过程中,逐渐突破了传统的定性分析方法,新型网络大数据为揭示城市群的人群出行特征、城市间联系强度、中心城市的辐射范围、城市群人口吸引力等提供了更多的研究角度。未来还可在城市群内部关联性分析的基础上对城乡统筹问题展开研究,促进城市群经济区域城乡一体化发展。

3.4 城市群产业协同分析

产业结构升级与区位分工是实现城市群经济协调发展的重要内容,也是在区域经济一体化背景下提高区域经济体整体竞争力的内在要求。在以往研究中,大多利用各类社会经济统计数据结合相关模型研究三产与城市群发展的协同效应^[76-77],或者基于GIS平台结合统计数据呈现企业分布变化^[78-79]或商品流通特征^[80],从而为城市群产业协同发展提供依据。相比常规统计数据的粗粒度和低采集频率,利用新兴时空大数据可以在空间关系上对城市群产业协同进行更深入的探究,为政府部门进行产业结构调整提供科学支撑。然而,在当前城市群产业协同的研究中,仅有少量利用企业注册大数据的相关研究^[81-82]。多源大数据的信息优势并未充分发挥。未来可利用POI数据、企业网站数据、台站观测数据等反映企业分布现状、企业联系网络、生态环境现状的数据对城市群内部的产业转移选址、产业协同发展规划等提供科学决策。另外,为了促进城市群产业协同发展,各方面正在共同努力构建跨城市的产业协同创新平台,以期将海量、多源的数据整合、共享,给相关研究奠定有效的资源基础。

3.5 城市群生态与环境监测与评估

生态安全是城市群社会经济可持续发展的根本保障之一。目前,针对城市群的生态环境监测,高分辨率卫星遥感影像、多平台雷达数据、传感网等数据源发挥着重要作用,可以实现大气环境监测、城市热岛效应分析、水污染监测、地表植被变化等研究^[83-86]。遥感数据还被大量用于生态格局、生态承载力分析以及灾害与生态风险评估方面的研究^[87-90]。

在多源大数据融合方面,国际上一些研究者则利用多源数据分析实现对城市群能源消费监测、能源排放追踪、环境变化对房价影响评估等方面的研究^[91-96]。我国学者也积极构建基于时空大数据环境监

测的模型与平台^[97-98],为实现城市群范畴的环境、资源全方位监测做准备。目前,对城市群生态环境的监测与评估,仍主要依靠台站监测和遥感大数据,新型的各类网络大数据应用较少。未来只有发挥大数据技术的优势,才能确保城市群环境系统的实时、高效、整体、全民参与的监测与评估,促进城市群的协调发展。

除上述5个主要应用方向外,国内外一些学者也正在不断拓展新的研究思路,让更多的新型大数据发挥用途。例如,区域教育、医疗卫生、文化等资源格局分析^[99]、战争冲突监测^[100]、旅游方案设计^[101]、紧急事件响应(如灾害预警^[102-105]、疾病^[106]和事故^[107])等,这些方法都可以为城市群建设与管理服务的研究提供启发。

4 城市群时空大数据应用瓶颈分析与建议

4.1 瓶颈分析

(1) 大数据管理困难

研究表明,人类存储信息量的增长速度比世界经济的增长速度快4倍^[108]。各类时空大数据规模急剧扩大,已超越现有计算机存储与处理能力。海量数据的异构物理存储资源大大增加了存储、管理、分析的复杂性和成本。目前,我国各个城市已经产生了大量有价值的时空大数据。但是由于城市群没有行政管理主体,更没有专门的行政部门负责收集、整理、管理和统一使用这些跨空间地域、跨行政区域的时空大数据,导致数据收集困难、管理不清晰。与此同时,全国还没有普遍认可的城市群发展监测的指标体系,存在数据尺度不统一、粒度不一致、时空基准不同等问题,导致跨城市的时空数据整合集成与融合分析难度加大,使丰富的数据资源无法充分发挥作用,阻碍城市群建设与管理步伐。

(2) 数据公开与共享受限

信息时代,大数据成为了宝贵的资源。当前海量的大数据多集中在国家、省级数据中心、组织及私人企业手中。对于地方政府,受到技术、政策的束缚,大数据很难实现共享;对于组织和企业,考虑到数据的价值,他们不愿意对外甚至内部共享这些数据。加之大数据从制度层面还缺乏统一的管理与处理标准,导致目前很多城市规划中的大数据公

开化水平不高,城市群维度的大数据共享更是推进困难。已有的公开数据可视化技术还相对滞后,多停留在文字、图像等静止的公开阶段,还不能真正实现时空大数据的高效、生动、直观的可视化效果,没有充分发挥时空大数据的潜力。

(3) 数据分析技术复杂

传统数据多为结构化数据,已经形成了较为成熟的处理技术体系。而伴随互联网时代的到来,出现了大量多源异构的非结构化或半结构化数据,包括文本、图象、声音、视频、超媒体等典型数据。这些数据没有特定的结构形式,表现灵活,数据语义丰富,蕴含了大量可挖掘信息。然而,这些大数据表现出高维、多变、随机性强等不确定性,处理起来十分困难,需要数学、经济学、社会学、计算机科学和管理科学在内的多学科交叉来研究和讨论。加之城市群是比城市更为复杂的系统,数据量庞大而繁复,如何构建适用于城市群范畴的时空大数据组织结构模型,挖掘大数据间复杂的语义关联,并实现可视化,使其为城市群建设与管理所用,是当前重要的技术挑战。同时,由于城市群大数据来源的不确定性,也会导致误差出现。因此,提高大数据使用的准确性在未来也是值得探讨的问题。

(4) 数据应用思路未能全面打开

目前,在城市维度的规划建设,时空大数据起到了重要的作用,相关的研究工作也不断展开。然而,考虑到城市群尺度大数据的复杂性、可获得性、统一性等因素,针对城市群尺度管理与建设的研究较少。已有的研究也多是基于遥感数据和一些常见网络大数据的简单聚类、分类技术基础上的空间特征分析,多源大数据的融合分析研究很少。城市尺度研究中的新思路、新技术并没有广泛推广到城市群的研究中,导致海量时空大数据无用武之地。加之当前商业大数据的研究较多,科学大数据的研究较少,使得科学决策驱动不够,无法真正为城市群系统规划提供支撑。

4.2 建议与展望

大数据时代的到来意味着思维方式的变革,更为城市群建设与发展研究提供了重大机遇。现代城市规划逐渐探索推行绿色化、信息化、智能化的大数据技术手段为之服务,并且取得了良好的实效。未来,信息网络基础设施会进一步应用到更多领域,提供不同的大数据分析框架以及数据、技术、模型的共享服务,政府、企业、组织、公众参与度会

更为深入,城市群建设与应用将迎来专业化的时空大数据分析平台新时代。为解决当前的技术与管理瓶颈,实现信息化城市群规划模式,提出以下建议:

(1) 国家应加强政策支持,扩大信息数据共享力度、制定行业管理规范同时增强信息安全保障,为大数据技术的推广提供良好的政策环境。

(2) 搭建基于现代网络软硬件技术和信息技术的网络基础设施(网络科技环境),实现网络协同、网络试验、网络计算和管理信息系统的融合,建设存储、管理、运行一体化的综合系统支持体系。

(3) 构建面向城市群建设与管理标准化数据体系,实现面向城市群的时空大数据深度整合集成,解决时空大数据类型多样、数据尺度不统一、粒度不一致、时空基准不同等问题。

(4) 打破大数据孤岛局面,推动大数据共享平台搭建工作,构建以科技创新为动力的大数据资源数据库,实现城市群甚至上升到国家层面的一体化、标准化信息共享模式。

(5) 吸纳国际前沿的技术与方法,将城市时空大数据的研究思路在城市群研究中进行实践与拓展,综合各类城市群管理与建设主题,构建符合国情的适用于城市群研究的时空大数据技术体系。

5 结语

在这多元化的信息时代,海量的时空大数据与不断创新的技术方法为更高效、系统、全面地进行城市/城市群建设与管理提供了新的途径,这也成为当前政府部门、各界学者深入研究、探讨的一个重要方向。本文对城市群范畴的时空大数据类型、获取与分析方法进行了阐述,并对国内外相关研究进展进行了综合分析,特别对5大主要应用方向的研究进展进行归纳总结。总体来说,目前基于多源时空大数据的城市群建设与管理研究尚属起步阶段,由于技术、政策、认知等原因,大量有价值的信息未能充分发挥作用,还有诸多问题亟待解决。如何系统、有效地管理并挖掘有价值的信息,且实现城市、城市群乃至国家层面的全面共享,都是未来研究面临的巨大挑战。

参考文献(References):

- [1] Hall P, Pain K. The polycentric metropolis: Learning from mega-city regions in Europe[M]. London: Routledge

- Press, 2006:91-125.
- [2] 王缉慈. 创新集群三十年探索之旅[M]. 北京: 科学出版社, 2013. [Wang J C. Thirty years of exploration on innovation clusters[M]. Beijing: Science Press, 2013.]
- [3] Counsell D, Haughton G. Regions, spatial strategies and sustainable development[M]. London: Routledge, 2004: 200-212.
- [4] Loo B P Y. The E-Society[M]. New York: Nova Science Publishers, 2011.
- [5] Graham S, Marvin S. Telecommunications and the city: Electronic spaces, urban places[M]. London: Routledge, 1996.
- [6] De Castro E A, Jensen-Butler C. Demand for information and communication technology-based services and regional economic development[J]. *Papers in Regional Science*, 2003,82(1):27-50.
- [7] Kitchin R. Big data and human geography: Opportunities, challenges and risks[J]. *Dialogues in Human Geography*, 2013,3(3):274-279.
- [8] Graham M, Stephe M, Hale S. Featured graphic, mapping the geoweb: A geography of Twitter[J]. *Environment and Planning A*, 2013, 44:100-102.
- [9] Goodchild M F. Citizens as sensors: Web 2.0 and the volunteering of geographic information[J]. *GeoFocus*, 2007 (7):8-10.
- [10] Haklay M, Singleton A, Parker C. Web mapping 2.0: The neogeography of the geoweb[J]. *Geography Compass*, 2008,2(6):2011-2039.
- [11] Budthimedhee K, Li J H, George R V. ePlanning: A snapshot of the literature on using the world wide web in urban planning[J]. *Journal of Planning Literature*, 2002,17 (2):227-245.
- [12] Ahas R, Mark U. Location based services: New challenges for planning and public administration[J]. *Futures*, 2005,37(6):547-561.
- [13] 龙瀛, 崔承印, 茅明睿, 等. 大数据时代的精细化城市模拟: 方法、数据、案例和框架[J]. *人文地理*, 2014,29(3):7-13. [Long Y, Cui C Y, Mao M R, et al. Fine-scale urban modeling and its opportunities in the "big data" era: Methods, data and empirical studies[J]. *Human Geography*, 2014,29(3):7-13.]
- [14] Miluzzo E, Lane N D, Eisenman S B, et al. Internet of things architecture: recent advances, taxonomy, requirements, and open challenges[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2017,24(3):10-16.
- [15] Ahmed E, Yaqoob I, Hashem I A T, et al. The role of big data analytic in internet of things[J]. *Computer Networks*, 2017(129):459-471.
- [16] Hashem I A T, Chang V, Anuar N B, et al. The role of big data in smart city[J]. *International of Journal of Information Management*, 2016,36(5):748-758.
- [17] Yaqoob I, Hashem I A T, Gani A, et al. Big data: From beginning to future[J]. *International of Journal of Information Management*, 2016,36(6):1231-1247.
- [18] Glaeser E L, Kominers S D, Luca M, et al. Big data and big cities: The promises and limitations of improved measures of urban life[J]. *Economic Inquiry*, 2018,56(1):114-137.
- [19] Miller H J, Goodchild M F. Data-driven geography[J]. *GeoJournal*, 2015,80(4):449-461.
- [20] Batty M. The new science of cities[M]. Cambridge: MIT Press, 2013.
- [21] 黄慧萍, 李强子. 大数据时代土地利用优化的机遇、数据来源及潜在应用[J]. *中国土地科学*, 2017,31(7):74-82. [Huang H P, Li Q Z. Opportunities, data sources, and potential applications of land use optimization in the big data era[J]. *China Land Sciences*, 2017,31(7):74-82.]
- [22] 陈瞳, 朱志慧. 大数据技术的发展情况综述[J]. *福建电脑*, 2017(3):1-4. [Chen T, Zhu Z H. Overview of the development of big data technology[J]. *Fujian Computer*, 2017 (3):1-4.]
- [23] 崔振. 云计算技术下海量数据挖掘的实现机制[J]. *微型电脑应用*, 2019,35(4):129-131. [Cui Z. Realization mechanism of massive data mining under cloud computing technology [J]. *Microcomputer Applications*, 2019,35(4):129-131.]
- [24] Laxman S S, Sastry P S. A survey of temporal data mining [J]. *Sadhana*, 2006,31(2):173-198.
- [25] Fu T C. A review on time series data mining[J]. *Engineering applications of artificial intelligence*, 2011,24(1):164-181.
- [26] Mennis J, Guo D. Spatial data mining and geographic knowledge discovery: An introduction[J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2009,33(6):403-408.
- [27] 吉根林, 赵斌. 面向大数据的时空数据挖掘综述[J]. *南京大学学报(自然科学版)*, 2014,37(1):1-7. [Ji G L, Zhao B. A survey of spatiotemporal data mining for big data[J]. *Journal of Nanjing University(Natural Science Edition)*, 2014, 37(1):1-7.]
- [28] Marc L I, Zhang P, Robert E, et al. Remote sensing of the urban heat island effect across bio mes in the continental USA[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010,114(3): 504-513.
- [29] Kean H A. Land use land cover changes in detection of water quality: A study based on remote sensing and multivariate statistics[J]. *Journal of Environmental and Public Health*, 2017,2017:1-12.
- [30] Singh A K, Sharma A K. GIS and a remote sensing based

- approach for urban flood-plain mapping for the Tapi catchment, India[C]. *Hydroinformatics in Hydrology, Hydrogeology & Water Resources*. India: IAHS Publ, 2009.
- [31] Thom D, Bosch H, Koch S, et al. Spatiotemporal anomaly selection through visual analysis of geolocated twitter messages[C]. 2012 IEEE Pacific Visualization Symposium, 2012.
- [32] Yuan J, Zheng Y, Xie X. Discovering regions of different functions in a city using human mobility and POIs[C]. *Proceedings of the 18th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, 2012: 186-194.
- [33] Yaqoob I, Ahmad I, Ahmed E, et al. Overcoming the key challenges to establishing vehicular communication: Is SDN the answer?[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2017,55 (7):128-134.
- [34] Rwanga S S, Ndambuki J M. Accuracy assessment of land use/land cover classification using remote sensing and GIS[J]. *International Journal of Geosciences*, 2017,8 (4):611-622.
- [35] Dos Santos R F, Boedihardjo A, Shah S, et al. The big data of violent events: Algorithms for association analysis using spatio-temporal storytelling[J]. *GeoInformation*, 2016,20(4):879-921.
- [36] Salas-Olmedo M H, Moya-Gomez B, García-Palomare J C, et al. Tourists' digital footprint in cities: comparing big data sources[J]. *Tourism Management*, 2018,66:13-25.
- [37] Gu Y M, Qian Z, Chen F. From Twitter to detector: real-time traffic incident detection using social media data[J]. *Transportation Research Part C*, 2016,67:321-342.
- [38] Mitchell L, Frank M R, Harris K D, et al. The geography of happiness: Connecting twitter sentiment and expression, demographics, and objective characteristics of place [J]. *PloS one*, 2013,8(5):e64417.
- [39] Zhou B, Liu L, Oliva A, et al. Recognizing city identity via attribute analysis of geo-tagged images[C]. *European Conference on Computer Vision*. Springer International Publishing, 2014:519-534.
- [40] Song C, Koren T, Wang P, et al. Modelling the scaling properties of human mobility[J]. *Nature Physics*, 2010,6 (10):818-823.
- [41] 王振武. 大数据挖掘与应用[M]. 北京:清华大学出版社, 2017. [Wang Z W. Big data mining and application[M]. Beijing: Qinghua University Press, 2017.]
- [42] Tan M H. Uneven growth of urban clusters in megaregions and its policy implications for new urbanization in China[J]. *Land Use Policy*, 2017,66:72-29.
- [43] 顾立松. 基于遥感调查的珠江三角洲经济区城镇空间发展形态研究[D]. 广州:中国科学院广州地球化学研究所, 2004. [Gu L S. The form study on urban spatial expansion and development in Pearl River Delta economy area based on the survey by remote sensing[D]. Guangzhou: Guangzhou Institute of Geochemistry, Chinese Academy of Science, 2004.]
- [44] 美克拉衣·艾克拜尔. 乌鲁木齐城市群的土地利用动态变化分析研究[D]. 乌鲁木齐:新疆大学, 2015. [Meclair E. Research and analysis on Urumqi urban agglomeration land use dynamic changes[D]. Urumqi: Xinjiang: Xinjiang University, 2015.]
- [45] 黄涛. 呼包鄂城市群城市化遥感监测及其模拟预测[D]. 呼和浩特:内蒙古师范大学, 2010. [Huang T. Remote sensing monitoring and forecasting the urbanization of Hubaoe urban agglomerations[D]. Huhhot: Inner Mongolia: Inner Mongolia Normal University, 2010.]
- [46] Lo C P. Urban indicators of China from radiance-calibrated digital DMSP-OLS nighttime images[J]. *Annals of the Association of American Geographers*, 2002,92(2):225-240.
- [47] 孟祥玉. 基于多源数据京津冀城市群边界识别研究[D]. 北京:中国地质大学(北京), 2017. [Meng X Y. Research on boundary recognition of Beijing-Tianjin-Hebei urban agglomeration based on multivariate data[D]. Beijing: China University of Geosciences, 2017.]
- [48] 舒松. 基于稳定夜间灯光遥感数据的城市群空间模式识别方法研究[D]. 上海:华东师范大学, 2013. [Shu S. Spatial cluster analysis of urban landscape pattern using stable nighttime Light satellite images[D]. Shanghai: East China Normal University, 2013.]
- [49] 昌亭, 吴绍华. 长三角城市群地域扩张的时空特征—基于“近十年来 DSMP/OLS 夜间灯光数据”的实证分析[J]. *现代城市研究*, 2014(7):67-73. [Chang T, Wu S H. Spatial-temporal characteristics of Yangtze River Delta urban agglomeration's geographic expansion in recent decades: an empirical study based on DMSP/OLS light data[J]. *Modern Urban Research*, 2014(7):67-73.]
- [50] 何春阳, 李景刚, 陈婧. 基于夜间灯光数据的环渤海地区城市化空间模式和过程研究[J]. *地理学报(英文版)*, 2005,60(3):32-38. [He C Y, Li J G, Chen J. The urbanization process of Bohai rim in the 1990s by using DMSP/OLS data[J]. *Journal of Geographical Sciences*, 2005,60 (3):32-38.]
- [51] Kumar S, Kumar A, Hooda R S. Analysis of road network using remote sensing and GIS data nainital district(uttarakhand)[J]. *International Journal For Innovative Research in Multidisciplinary Field*, 2017,3(7):122-126.
- [52] Limin J, Xin T, Liu X P. Spatial linkage and urban expansion: An urban agglomeration perspective[J]. *Progress in*

- Geography, 2016,35(10):1177-1185.
- [53] 李健,谷正气,张勇.高分遥感影像的城市路网监测原型系统开发[J].地理空间信息,2015,13(2):51-54. [Li J, Gu Z Q, Zhang Y. Prototyping system development of the road network in city-clusters based high resolution remote sensing Images[J]. Geospatial Information, 2015,13(2):51-54.]
- [54] 张姝雅.基于HRRS-GIS的城市路网评价技术研究及系统实现[D].株洲:湖南工业大学,2015. [Zhang S Y. The urban agglomeration road network evaluation research and system implementation based on HRRS and GIS[D]. Zhuzhou: Hunan University of Technology, 2015.]
- [55] 龙瀛,张宇,崔承印.利用公交卡刷卡数据分析北京职住关系和通勤交通出行[J].地理学报,2012,67(10):1339-1352. [Long Y, Zhang Y, Cui C Y. Identifying commuting pattern of beijing using bus smart card data[J]. Acta Geographica Sinica, 2012,67(10):1339-1352.]
- [56] 天津市城市规划设计研究院数字规划技术研究中心.城市厚数据建设手册V1.2[R].天津:天津市规划设计研究院,2016. [Digital Planning Research Center, Tianjin Urban Planning & Design Institute. Urban big data construction V1.2[R]. Tianjin: Tianjin Urban Planning & Design Institute, 2016.]
- [57] 谭石柳.基于铁路交通的长三角城市网络研究[D].杭州:浙江师范大学,2015. [Tan S L. Research of urban network of Yangtze River Delta region based on railway network[D]. Hangzhou: Zhejiang Normal University, 2015.]
- [58] 傅毅明,赵彦云.基于公路交通流的城市群关联网研究——以京津冀城市群为例[J].河北大学学报(哲学社会科学版),2016,41(4):91-100. [Fu M Y, Zhao Y Y. Research on the association network of urban agglomeration based on highway traffic flow taking Beijing-Tianjin-Hebei urban agglomeration as an example[J]. Journal of Hebei University(Philosophy and Social Science), 2016,41(4):91-100.]
- [59] 王海江,苗长虹,李欣欣.流视角下中国铁路交通联系空间模拟与格局解析[J].经济地理,2019,39(1):29-36. [Wang H J, Miao CH, Li X X. Spatial simulation and pattern analysis of China's railway transport contacts from the perspective of flows[J]. Economic Geography, 2019, 39(1):29-36.]
- [60] 陈斌.珠三角城市群交通协调发展策略及空间规划实践[C]. 2017年中国城市交通规划年会论文集,2017. [Chen B. Traffic coordinated development strategy and spatial planning practice in Pearl River Delta urban agglomeration[C]. Urban traffic planning of China, 2017.]
- [61] 董志国,刘红杏,吴冠中,等.基于手机大数据的城市群空间特征研究——以珠三角为例[J].交通与运输,2017(5):32-34. [Dong Z G, Liu H X, Wu G Z, et al. Research on spacial characteristics of urban agglomeration based on mobile phone big data:a study in Pearl River Delta[J]. Traffic & Transportation, 2017(5):32-34.]
- [62] 周永杰,刘洁贞,朱锦丰,等.基于手机信令数据的珠三角城市群空间特征研究[J].规划师,2018(1):113-119. [Zhou Y J, Liu J Z, Zhu J F, et al. Research on the spatial characteristics of Pearl River Delta urban agglomeration based on mobile signaling data[J]. Planners, 2018(1):113-119.]
- [63] 刘望保,石恩明.基于ICT的中国城市间人口日常流动空间格局——以百度迁徙为例[J].地理学报,2016,71(10):1667-1679. [Liu W B, Shi E M. Spatial pattern of population daily flow among cities based on ICT: A case study of "Baidu Migration"[J]. Acta Geographica Sinica, 2016, 71(10):1667-1679.]
- [64] 叶强,张丽璇,彭鹏,等.基于百度迁徙数据的长江中游城市群网络特征研究[J].经济地理,2017,37(8):53-59. [Ye Q, Zhang L X, Peng P, et al. The network characteristics of urban agglomerations in the middle reaches of the Yangtze River based on baidu migration data[J]. Economic Geography, 2017,37(8):53-59.]
- [65] 韩华瑞.基于新浪微博签到的京津冀城市群居民活动时空特征及范围划界初探[D].武汉:武汉大学,2017. [Han H R. A study on space-time characteristics and scope delimitation of residents' activities in Beijing-Tianjin-Hebei urban agglomeration based on the check-in data of Sina micro-blog[D]. Wuhan: Wuhan University, 2017.]
- [66] 甄峰,王波,陈映雪.基于网络社会空间的中国城市网络特征——以新浪微博为例[J].地理学报,2012,67(8):1031-1043. [Zhen F, Wang B, Chen Y X. China's city network characteristics based on social network space: An empirical analysis of Sina micro-blog[J]. Scientia Geographica Sinica, 2012,67(8):1031-1043.]
- [67] 蒋大亮,孙焱,任航,等.基于百度指数的长江中游城市群城市网络特征研究[J].长江流域资源与环境,2015,24(10):1654-1664. [Jiang D L, Sun Y, Ren H, et al. Analyses on the city network characteristics of middle Yangtze urban agglomeration based on Baidu index[J]. Resources and Environment in the Yangtze Basin, 2015,24(10):1654-1664.]
- [68] 张宏乔.流空间视角下的城市网络特征分析——以中原城市群为例[J].资源开发与市场,2016(10):1219-1222. [Zhang H Q. Research on city network of Zhongyuan urban agglomeration based on space of flows[J]. Resource Development & Market, 2016(10):1219-1222.]
- [69] 卢佳.基于腾讯位置大数据的四大城市群内部空间联系格局特征研究[C]. 2017中国城市规划年会论文集,

2017. [Lu J. Research on spacial association analysis of four urban agglomerations in China based on Tencent location data[C]. China Urban Planning Annual Symposium 2017, 2017.]
- [70] 王贤文,王虹茵,李青纯.基于地理位置大数据的京津冀城市群短期人口流动研究[J].大连理工大学学报(社会科学版),2017,38(2):105-113. [Wang X W, Wang H Y, Li Q C. Location based big data analysis of the short-term population flow of Beijing, Tianjin and Hebei urban agglomeration[J]. Journal of Dalian University of Technology(social Sciences), 2017,38(2):105-113.]
- [71] 何志超,郭青海,杨一夫,等.基于POI数据的夏漳泉同城化进展评估[J].规划师,2018(4):33-37. [He Z C, Guo Q H, Yang Y F, et al. An evaluation of Xiamen-Zhangzhou-Quanzhou integrate development based on POI[J]. Planners, 2018(4):33-37.]
- [72] 巫细波,赖长强.基于POI大数据的城市群功能空间结构特征研究——以粤港澳大湾区为例[J].城市观察,2019(3):44-55. [Wu X B, Lai C Q. Study on spatial structure characteristics of urban agglomeration based on POI big data: Taking Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area as an example[J]. Urban Insight, 2019(3):44-55.]
- [73] 王魁.基于物流网站的大数据挖掘系统开发及其应用[D].上海:华东师范大学,2018. [Wang K. Big data mining and application based on logistics website[D]. Shanghai: East China Normal University, 2018.]
- [74] 黄金川,徐君,黄艳.基于大数据的城市群空间联系网络研究——以京津冀协同区域为例[J].科技经济导刊,2018,26(3):1,2. [Huang J C, Xu J, Huang Y. Research on the spatial association network of urban agglomeration: A study in Beijing- Tianjin- Hebei region[J]. Technology and Economic Guide, 2018,26(3):1,2.]
- [75] 李涛,周锐,苏海龙,等.长三角区域经济一体化水平的测度:以关系型大数据为基础[C]. 2015年中国城市规划年会,2015. [Li T, Zhou R, Su H L, et al. Evaluation of the Level of economic integration in Yangtze River Delta region: based on related big data[C]. China Urban Planning Annual Symposium 2015, 2015.]
- [76] 吴亚菲.产业集群与城市群发展的协同效应研究[D].上海:上海社会科学院,2016. [Wu Y f. Research on the cooperative effect between industrial cluster and urban agglomeration development[D]. Shanghai: Shanghai Academy of Social Sciences, 2016.]
- [77] 王丽.基于新增产业用地视角的京津冀地区经济特征分析[J].国土资源情报,2018(2):41-45. [Wang L. Analysis of the economic characteristics of Beijing-Tianjin-Hebei region based on the perspective of newly added industrial land use[J]. Land and Resources Information, 2018(2):41-45.]
- [78] 沈静,向澄,柳意云.广东省污染密集型产业转移机制——基于2000-2009年面板数据模型的实证[J].地理研究,2012,31(2):357-368. [Shen J, Xiang C, Liu Y Y. The mechanism of pollution-intensive industry relocation in Guangdong Province,2000- 2009[J]. Geographical Research, 2012,31(2):357-368.]
- [79] 张丽屏,张翔.创新产业聚集的影响因素分析——基于深圳、佛山企业大数据的空间分析[C].第十七届中国科技年会,2015:1-6. [Zhang L P, Zhang X. The analysis of interfering factors of innovation industry clusters: Based on the spatial analysis of the industrial big data in Shenzhen and Foshan[C]. The 17th China science and technology annual symposium, 2015:1-6.]
- [80] 刘勃,毛克彪,马莹,等.基于农业大数据可视化方法的中国生猪空间流通模式[J].地理科学,2017,37(1):118-124. [Liu Q, Mao K B, Ma Y, et al. Pig's circulation pattern based on agricultural big data visualization method in China[J]. Scientia Geographica Sinica, 2017,37(1):118-124.]
- [81] 陈阳,朱郁郁.基于企业大数据的长三角城市体系演化研究[C]. 2016 中国城市规划年会,中国城市规划年会,2016. [Chen Y, Zhu Y Y. Research on the urban system evolution of Yangtze River region based on enterprise big data[C]. China Urban Planning Annual Symposium 2016, 2016.]
- [82] 苗红.基于时空数据分析的京津冀现代服务业协同发展策略研究[D].武汉:华中师范大学,2017. [Miao H. Research on the co-development strategy of modern services in Beijing-Tianjin-Hebei region based on spatio-temporal big data[D]. Wuhan: Central China Normal University, 2017.]
- [83] 周春艳,厉青,王中挺,等. 2005-2014年京津冀对流层NO₂柱浓度时空变化及影响因素[J].遥感学报,2014,20(3):468-480. [Zhou C Y, Li Q, Wang Z T, et al. Spatio-temporal trend and changing factors of tropospheric NO₂ column density in Beijing-Tianjin-Hebei region from 2005 to 2014 [J]. Journal of Remote Sensing, 2014,20(3):468-480.]
- [84] Cai M, Ren C, Xu Y, et al. Investigating the relationship between local climate zone and land surface temperature using an improved WUDAPT methodology: A case study of Yangtze River Delta, China[J]. Urban Climate, 2018, 24:485-502.
- [85] 邓孺孺,曾令初,解学通,等.基于多源数据的城市群区水污染遥感反演——以珠江三角洲为例[J].中国科技成果,2013(14):28-30. [Deng R R, Zeng L C, Xie X T, et al. The analysis of water pollution based on multi- data through remote sensing: a study in Pearl River Delta[J].

- China Science and Technology Achievements, 2013(14): 28-30.]
- [86] Jacob A N, Carvalhaes T. Urban stream deserts: Mapping a legacy of urbanization in the United States[J]. *Applied Geography*, 2016,67:129-139.
- [87] 林金煌,陈文惠,祁新华,等.闽三角城市群生态系统格局演变及其驱动机制[J].*生态学杂志*,2018,37(1):203-210. [Lin J H, Chen W H, Qi X H, et al. Evolution pattern of ecosystem and its driving mechanism in urban agglomeration in Fujian Delta[J]. *Journal of Ecology*, 2018,37(1): 203-210.]
- [88] 喻送霞,杨波,宾津佑,等.长株潭城市群土地资源承载力评价[J].*中南林业科技大学学报(社会科学版)*,2019,13(1):37-44. [Yu S X, Yang B, Bin J Y, et al. Evaluation of land resources carrying capacity of Chang-Zhu-Xiang agglomeration[J]. *Journal of Central South University of Forestry & Technology (Social Sciences)*, 2019,13(1):37-44.]
- [89] 陈广东,王继华,田君慧.遥感技术在中原城市群地质灾害危险性区划中的应用[J].*低碳世界*,2016(5):118-119. [Chen G D, Wang J H, Tian J H. Application of remote sensing to the division of geography hazard risk in Central Henan urban agglomeration[J]. *Low Carbon World*, 2016(5):118-119.]
- [90] 彭佳捷.基于生态安全的长株潭城市群空间冲突测度研究[D].长沙:湖南师范大学,2011. [Peng J J. The analysis of spatial conflict measurement in Changzhutan Urban agglomeration based on ecological security[D]. Changsha: Hunan Normal University, 2011.]
- [91] Zhang W W, Robinson C, Guhathakurta S, et al. Estimating residential energy consumption in metropolitan areas: A microsimulation approach[J]. *Energy*, 2018,155:162-173.
- [92] Marull J, Galletto V, Domene E, et al. Emerging megaregions: A new spatial scale to explore urban sustainability [J]. *Land Use Policy*, 2013,34:353-366.
- [93] Mondal B, Nath Das D. How residential compactness and attractiveness can be shaped by environmental amenities in an industrial city?[J]. *Sustainable Cities and Society*, 2018,41:363-377.
- [94] Jin J, Rafferty P. Externalities of auto traffic congestion growth: evidence from the residential property values in the US Great Lakes megaregion[J]. *Journal of Transport Geography*, 2018,70:131-140.
- [95] Oikarinen E, Steven C, Hoeslid B M, et al. U.S. metropolitan house price dynamics[J]. *Journal of Urban Economics*, 2018,105:54-69.
- [96] Yin L, Liang D, Yoshikunia Y, et al. Evaluation of energy-related household carbon footprints in metropolitan areas of Japan[J]. *Ecological Modelling*, 2018,377:16-25.
- [97] 张丹丹,李曼,傅征博,等.城市群地质环境演化空间信息智能服务框架[J].*测绘通报*,2018(4):131-135. [Zhang D D, Li M, Fu Z B, et al. Spatial information intelligent service framework for geological environment evolution of urban agglomeration[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2018(4):131-135.]
- [98] 王国峰,杜震洪,何思明,等.基于时空大数据的交通灾害评估预警及服务关键技术[R].成都山地灾害与环境研究所,2015. [Wang G F, Du Z H, He S M, et al. The key technology of evaluation, risk- alert and service of traffic disaster based on spatio- temporal big data[R]. Institute of Mountain Hazards and Environment (IMHE), Chinese Academy of Sciences, Chengdu, 2015.]
- [99] Hu T Y, et al. Mapping Urban Land Use by Using Landsat images and open social data[J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(2):151-169.
- [100] Levin N, Ali S, Crandall D. Utilizing remote sensing and big data to quantify conflict intensity: The Arab Spring as a case study[J]. *Applied Geography*, 2018(94):1-17.
- [101] Matthews Y, Scarpa R, Marsh D. Cumulative attraction and spatial dependence in a destination choice model for beach recreation[J]. *Tourism Management*, 2018,66:318-328.
- [102] Crooks A, Croitoru A, Stefanidis A, et al. Earthquake: Twitter as a distributed sensor system[J]. *Transactions in GIS*, 2013,17(1):124-147.
- [103] Vieweg S, Hughes A L, Starbird K, et al. Microblogging during two natural hazards events: what twitter may contribute to situational awareness[C]. *Proceedings of the SIGCHI conference on human factors in computing systems*, ACM, 2010:1079-1088.
- [104] Earle P, Guy M, Buckmaster R, et al. OMG earthquake! Can Twitter improve earthquake response?[J]. *Seismological Research Letters*, 2010,81(2):246-251.
- [105] Sakaki T, Okazaki M, Matsuo Y. Earthquake shakes Twitter users: Real-time event detection by social sensors [C]. *Proceedings of the 19th international conference on World wide web*. ACM, 2010:851-860.
- [106] Signorini A, Segre A M, Polgreen P M. The use of Twitter to track levels of disease activity and public concern in the US during the influenza A H1N1 pandemic[J]. *PloS one*, 2011,6(5):e19467.
- [107] Cheng T, Wicks T. Event detection using Twitter: A spatio-temporal approach[J]. *PLoS One*, 2014,9(6):e97807.
- [108] Hilbert M, Priscilla. L. The word's technological capacity to store, communicate, and computer information[J]. *Science*, 2011,332(6025):60-65.