

引文格式:唐炉亮,赵紫龙,杨雪,等.大数据环境下道路场景高时空分辨率众包感知方法[J].测绘学报,2022,51(6):1070-1090. DOI:10.11947/j.AGCS.2022.20220155.
TANG Luliang, ZHAO Zilong, YANG Xue, et al. Road crowd-sensing with high spatio-temporal resolution in big data era[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2022, 51(6): 1070-1090. DOI: 10.11947/j.AGCS.2022.20220155.

大数据环境下道路场景高时空分辨率众包感知方法

唐炉亮¹, 赵紫龙¹, 杨雪², 阚子涵³, 任畅¹, 高婕¹, 李朝奎⁴, 张霞⁵, 李清泉⁶

1. 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室, 湖北 武汉 430079; 2. 中国地质大学(武汉)地理与信息工程学院, 湖北 武汉 430074; 3. 香港中文大学太空与地球信息科学研究所, 香港; 4. 湖南科技大学地理空间信息技术国家地方联合工程实验室, 湖南 湘潭 411201; 5. 武汉大学城市设计学院, 湖北 武汉 430072; 6. 深圳大学空间信息智能感知与服务深圳市重点实验室, 广东 深圳 518060

Road crowd-sensing with high spatio-temporal resolution in big data era

TANG Luliang¹, ZHAO Zilong¹, YANG Xue², KAN Zihan³, REN Chang¹, GAO Jie¹, LI Chaokui⁴, ZHANG Xia⁵, LI Qingquan⁶

1. State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China; 2. School of Geography and Information Engineering, China University of Geosciences, Wuhan 430074, China; 3. Institute of Space and Earth Information Science, The Chinese University of Hong Kong, Shatin, Hong Kong, China; 4. National-Local Joint Engineering Laboratory of Geo-Spatial Information Technology, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China; 5. School of Urban Design, Wuhan University, Wuhan 430072, China; 6. Shenzhen Key Laboratory of Spatial Smart Sensing and Services, College of Civil Engineering, Shenzhen University, Shenzhen 518060, China

Abstract: As one of the most important, complex, and typical carriers in the evolution of human development, the road scene is a complex of road infrastructure and activity behavior, linking and constructing the “man-land relationship”. Road scene perception has developed from two-dimensional abstraction to three-dimensional refinement, from static past tense to dynamic present tense. It has become the key technical support for smart cities, intelligent transportation, and autonomous driving, and is the core technical guarantee for China’s new urbanization strategy and strong transportation strategy. Based on spatio-temporal traffic data, this paper proposes a new method for road crowd-sensing with high spatio-temporal resolution based on static infrastructure “form” and dynamic activity behavior “flow”. From the perspective of static road network “form”, the method takes “point-line-surface-body” elements as the research context, and constructs a theoretical system of high-precision road map crowd-sensing. In terms of activity behavior “flow”, we break through the limitations of traditional point pattern analysis and develop a spatio-temporal modeling and multi-scale analysis method for spatial activity flow. In this paper, we reveal the evolution pattern of road scenes under the interaction of static infrastructure “form” structure and dynamic activity behavior “flow” pattern. Furthermore, we develop a road crowd-sensing theoretical system in which “form” controls “flow”, “flow” determines “form”, and “form” overlaps “flow”, to provide core technology and data support for the development of smart cities and intelligent transportation.

Key words: road scene; big data; crowd-sensing; static infrastructure “form”; dynamic activity behavior “flow”; spatio-temporal modeling; interaction analysis

Foundation support: The National Key Research and Development Program of China (Nos. 2017YFB0503604; 2016YFE0200400); The National Natural Science Foundation of China (Nos. 41971405; 41671442; 41901394)

摘 要: 道路场景作为人类发展演变中最重要、最复杂、最典型的载体之一,是道路基础设施与活动行为共同构成的综合体,链接和构建“人地关系”。道路场景感知从二维抽象简略到三维精细丰富、从静态过

去式向动态现在时发展,成为智慧城市、智能交通、无人驾驶的关键技术支撑,是我国新型城镇化战略、交通强国战略的核心技术保障。本文立足于时空交通大数据,提出基于道路场景静态基础设施“形”和动态活动行为“流”的高时空分辨率道路场景感知方法。该方法从静态路网“形”角度,以“点-线-面-体”等要素为研究脉络,构建高精度道路地图众包感知的理论体系;在活动行为“流”感知上,突破传统的点模式分析局限,发展了道路网络空间活动流的时空建模与多尺度分析方法。本文揭示了静态基础设施“形”结构与动态活动行为“流”模式交互作用下的道路场景演化规律,形成以“形”控“流”、借“流”定“形”、“形”“流”叠置的高时空精度道路场景众包感知理论体系,为智慧城市、智能交通的发展提供核心技术与数据支撑。

关键词:道路场景;大数据;众包感知;静态基础设施“形”;动态活动行为“流”;时空建模;交互作用

中图分类号:P208

文献标识码:A

文章编号:1001-1595(2022)06-1070-21

基金项目:国家重点研发计划(2017YFB0503604; 2016YFE0200400);国家自然科学基金(41971405; 41671442; 41901394)

地图是人类三大通用语言之一^[1],文献[2]认为“地图学的未来是场景学”。早在春秋战国时期,《管子·度地》将城市场景描述为“内为之城……日中为市”,“城”是集聚地域(即静态基础设施,称之为“形”),“市”指市集交易(即动态活动行为,称之为“流”)。20世纪90年代,文献[3]提出了场景理论,认为场景由社区、有型建筑物、不同主体,以及将以上三者要素链接起来的特色活动构成。随着大数据时代的到来,《即将到来的场景时代》一书认为:互联网在未来25年间将进入新时代——场景时代,这标志着场景理论的发展进入新阶段,也预示着场景理论将成为解释人类相关行为的重要工具^[4]。

道路场景作为一定时空范围内基础设施与活动行为共同构成的综合体,链接和构建“人地关系”,承载着宏观与微观、时间与空间、静态与动态、同类与异质、关系与演化、规律与机理,成为地理信息科学研究的主战场。道路场景是人类发展演变中最重要、最复杂、最典型的场景之一,从二维抽象简略到三维精细丰富、从静态过去式向动态现在式发展的道路场景感知技术与数据,是智慧城市、智能交通、辅助驾驶中出行安全、效率提升的重要基石与关键支撑。

同时,道路交通网络作为经济、社会活动的基础,承载着城市范围内与城市间大量的人口和物质要素流动^[5]。因此,对道路场景的感知不应仅停留在静态的、物理的研究视角,更应体现人群、车辆、物资要素在交通网络的流动性特征,构建高时空分辨率的道路网络场景感知框架。然而,现有道路场景感知主要依靠专业测绘模式,导致空间覆盖上碎片化、时间动态上不连续,严重制约了智慧城市、智能交通等战略实施。

大数据时代“人人都是传感器”^[6-8],由大众采集的手机定位、车载GNSS轨迹、行车记录仪、社交媒体、公交地铁刷卡等时空大数据,具有采集简单、成本低、空间覆盖广、时间连续性好等优点,为高时空分辨率道路场景感知提供了可能^[9],成为国际研究前沿热点。然而目前对于道路众包感知的研究综述,大多仅侧重于单一的静态路网构建^[10-12]或人群活动模式分析^[7,13-16],尚未形成完整的道路场景感知体系。

因此,本文立足于交通时空大数据,充分利用众包数据空间覆盖广、时间连续性好等特征;从静态基础设施“形”感知和动态活动行为“流”感知两方面对高时空分辨率道路场景感知技术进行阐述分析(图1)。从静态路网角度,以“点-线-面-体”等要素为研究脉络,构建道路场景高精度众包感知的理论体系;在活动行为“流”感知方面,发展了道路网络空间活动流的时空建模与多尺度分析方法。以期在未来,能够通过高精度道路“形”结构为高动态行为“流”提供管控疏导依据,并借助活动行为“流”来优化基础设施“形”的规划及建设,达到以“形”控“流”、借“流”定“形”、“形”“流”叠置的高时空精度道路场景感知理论体系;为智能交通、智慧城市提供技术与数据支撑。

1 道路场景静态设施“形”感知

道路场景静态基础设施要素通常分为点状、线状、面状与体状要素,点状要素如兴趣点(point of interest, POI)、道路交叉口等;线状要素如道路、桥梁、地铁等交通网络等;面状要素主要是土地利用类型、结构功能分区等;体状要素指立体交叉口、多层次交通空间等。本节将从时空交通地理大数据出发,通过数据滤选得到不同精度需求

的轨迹数据,以此构建点、线、面、体等不同尺度的 道路场景要素信息感知体系。

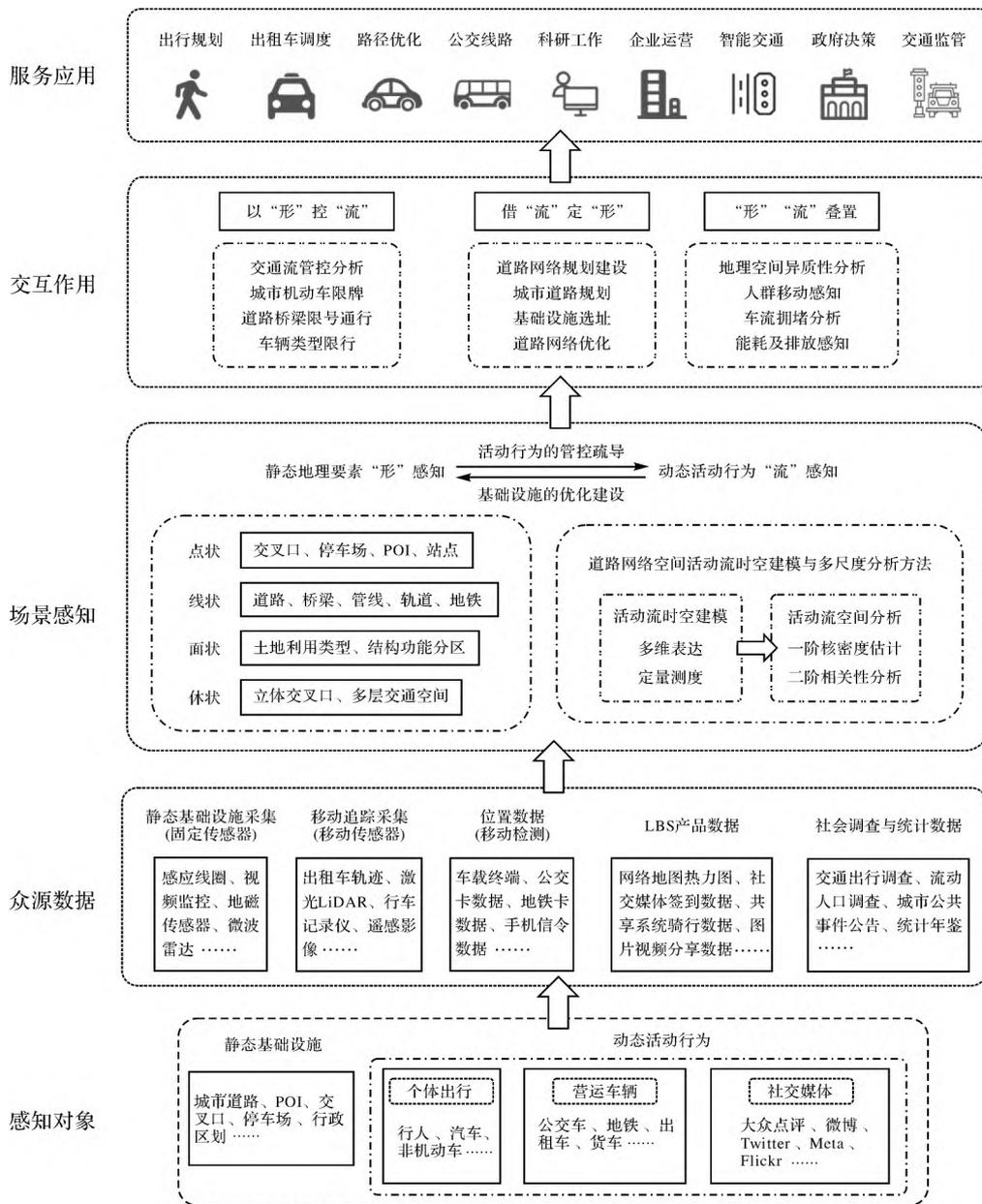


图 1 高时空精度道路场景感知框架

Fig.1 High spatio-temporal accuracy road scene perception framework

1.1 众包轨迹大数据滤波

随着 GNSS 装置的不断普及和无线通信、网络技术的飞速发展,人们不仅成为城市地理信息的使用者,同样也是城市地理数据的感知者与采集者。这些由非专业地理数据采集人员提供的众源轨迹大数据逐渐成为城市数据挖掘的重要数据源^[17]。

面对不同的研究需求,对轨迹数据集的数据质量要求有所不同。例如:对于城市群体、个人行为模式挖掘,一般采用来自手机终端的轨迹数据,

其定位精度为 100~500 m;对于道路级交通静态、动态信息提取与感知,一般采用来自城市出租车系统的车载 GPS 轨迹,其定位精度为 10~15 m;对于车道级城市交通静态、动态信息挖掘,则要求轨迹数据的定位精度在 3~5 m^[17]。然而,众源车载轨迹大数据受采集设备、环境等因素影响,数据整体质量参差不齐。未经预处理的原始数据,不仅加剧了信息提取结果的不确定性,同时海量数据也为数据操作和模式挖掘带来困难。因此,如

何从众源轨迹数据中滤选提取出符合精度需求的有效数据,以用于不同尺度的道路要素感知,成为当前诸多研究的重点。

目前,对于轨迹数据滤选的研究方法主要分为基于滤波方法和基于空间聚类方法两类。滤波方法一般根据前一个轨迹点的速度、位置、航向等特征来获取下一个轨迹点的运动状态预测值,并与实测值进行对比,实现对噪声数据的判别与剔除。例如,文献[18]采用卡尔曼滤波方法,利用线性系统状态方程,进行最小方差估计估算点的最优位置,以此进行数据滤波;文献[19]尝试了均值滤波、中值滤波、粒子滤波等多种时空轨迹滤波方法,表明前两者算法简单但适用性低,后者复杂但更适用于移动设备轨迹的滤选。然而,采用滤波方法修正 GNSS 轨迹数据存在以下局限性:①该滤波方法只能修正明显异常值;②滤选效果依赖于数据采样频率,否则容易出现过度滤波或滤波不足的情况。

空间聚类方法通过考虑轨迹点与其邻近点的空间分布关系,利用密度聚类方法剔除轨迹点中的异常值。文献[20]采用核密度方法,逐点计算各轨迹点附近的轨迹密度,通过抽样分析和去趋势法计算密度阈值,以此判别该轨迹点是否为噪音;文献[21]根据浮动车数据的空间分布特征,利用基于 Delaunay 三角网的密度聚类方法对数据进行优选。这类方法虽然无须考虑数据采样间隔,但无法对夹杂在高密度点中的低质量数据进行有效去除。

近些年来,诸多学者提出基于轨迹片段的滤波方式,即依据轨迹的时空分布特征,采用一定的约束条件(如轨迹点航向、距离轨迹参考线距离等)对轨迹线进行分段处理,并逐段进行质量评估与噪声剔除[17]。例如,文献[22]通过分析高精度 GPS 轨迹数据的空间特征和 GPS 误差分布,构建了一种自适应分割—滤选模型。该模型首先通过航向偏转角度、参考线距离约束将完整的浮动车轨迹数据进行分割,将分割段作为基本滤选单元;然后采用 RANSAC 算法构建每一个轨迹分割段的参考基线,并将其作为位置参考,计算 GPS 轨迹向量与其参考基线间的相似度,按照相似度阈值进行滤选。结果表明,该方法可以实现众源轨迹大数据按精度需求滤选,降低数据冗余度,为不同精度需求的信息提取提供可靠数据源。

1.2 点状要素感知

道路场景中的点状要素主要包含 POI、地标建筑、交叉口等,该类地理要素往往是道路网络中的重要节点所在,在大众空间认知、定位导航、调控城市交通等诸多领域起着至关重要的作用。下列以基于众包数据的 POI 获取与应用、交叉口结构提取为例,阐述道路网络空间中点状要素感知方法。

1.2.1 POI 获取及应用

POI 作为一种代表真实地理实体的点状地理空间大数据,是地理空间中具有标志意义的地理对象[23]。POI 数据不仅具有传统大数据 5V(数据量大、处理速度快、模式多样、真假共存、价值丰富)特点;而且,单体 POI 数据包含了实体的名称、经纬度、地址、类型等信息,反映了实体所承载的人类活动及与地理位置的相互关联性,能够对城市路网特性进行可视化[11,24]。

POI 的获取主要分为电子地图 POI(如高德、百度等)、LBS 签到 POI(如微博、大众点评等)和手机信令 POI(联通、移动、电信等)3 类。早期 POI 数据主要用于网络信息查询、地图导航等功能,随着数据采集方式革新及处理技术的日趋成熟,逐渐转向 POI 地理信息挖掘与应用研究[16]。在城市研究领域,利用 POI 数据进行城市设施空间格局识别与评价[25]、城市功能空间划分[26]、居民生活便利度[27]、城市设施可达性评估[28]等研究。在个人行为模式挖掘中,POI 能够表征、预测人类活动的空间分布,例如手机信令数据发现人类出行规律[29]、社交媒体签到数据推测用户的兴趣偏好[30]等。

此外,将 POI 与多源数据融合,能够实现复杂人地要素耦合关系的深度探寻[16]。例如,将 POI 与遥感影像结合,提取土地利用空间分布及变化[31],弥补遥感影像对空间利用的单一化评价;与社会经济数据相结合,探究教育、住房发展等与经济增长之间的关系[32]。

1.2.2 交叉口结构提取

交叉口是构成道路网络的基础与核心要素,是城市交通路网生成、更新的重要组成部分。对于道路中心线级别的城市路网数据模型,交叉口一般被抽象表达为多条道路交汇的交点[33];对于车行道级别的路网模型,由于路网细节的增加,交叉口通常被表达为分、合流点[34];对于城市车道级路网数据模型,交叉口的空间结构则需要更加详细的描述,包括其空间范围、转向特征、拓扑连接等[35-36]。

基于 GPS 轨迹数据提取道路交叉口细节信息,实现城市道路中心线级别、车行道级别、车道级别多尺度的路网生成和更新,成为目前研究的热点^[21,37]。相比遥感影像或传感器数据,GPS 数据包含丰富的交通/静态信息,且存在易获取、成本低、更新周期短的优点,因此更加适用于大范围城市交通路网信息的获取和快速更新^[38]。文献^[39]基于专业测量车获取的高精度轨迹数据,构建

城市交叉口细节结构,并完成城市交通路网的生成。文献^[40]提出了一种城市交叉口的多尺度自动识别方法,如图 2 所示。该方法首先识别轨迹数据中的车辆转向点对;然后采用基于距离和角度的生长聚类方法进行转向点对的空间聚类,并基于局部点连通性的聚类方法识别交叉口;最后利用交叉口范围圆和转向点对提取城市“道路中心线-车行道-车道”多级别路网下的交叉口结构。

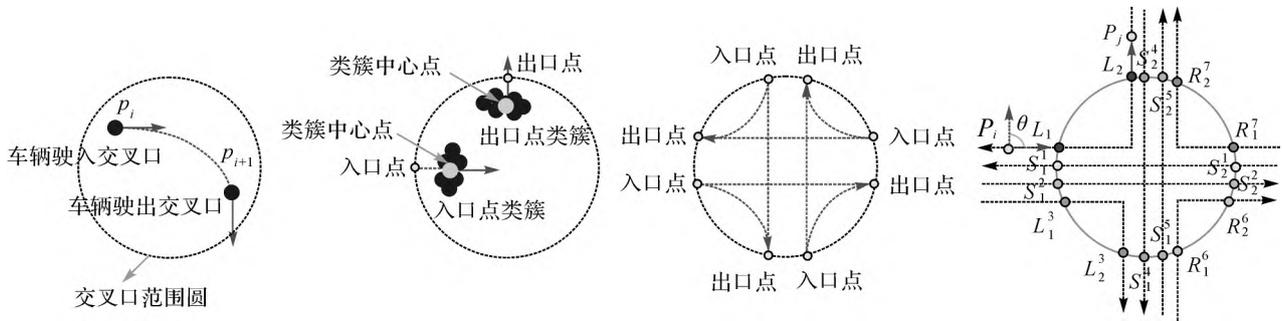


图 2 城市道路口多尺度自动识别方法^[40]

Fig.2 Automatic multi-scale identification method for urban road intersections

1.3 线状要素感知

道路网络静态线状要素的感知主要是道路线的提取与变化检测。相比于传统的道路级、双向级道路绘制,高时空分辨率道路场景感知不仅要求亚米级的高精度绝对坐标,而且要能准确描绘道路形状、车道线、车道中心线和交通标志等道路交通信息元素,具备高精度(高地图数据精度)、高丰富度(高地图数据类型)、高实时性(高地图更新频率)等特点^[41]。然而,无论是遥感影像^[42]、激光点云^[43],还是高精度 DGPS、IMU 数据^[37],都需要专业测绘设备进行采集,不可避免地存在采集成本高、周期长、更新速度慢等缺点。

近些年来,随着出租车 GNSS 接收机的普及,浮动车轨迹数据成为道路静态要素感知的重要数据源;其采集速度快、成本低、蕴含车道信息、

更新周期短、遍布城市道路的特点能够为高时空精度的道路网络获取提供保障。

在车道级道路精细识别方面,基于众包轨迹的提取方法一般分为 3 个步骤:①基于 1.1 节中介绍方法,对原始轨迹的噪声进行滤选;②推断出 GPS 轨迹所在的车道位置;③利用交通道路规则等对车道的几何形状进行重建^[44]。例如,文献^[45]提出了一种基于朴素贝叶斯分类的车道数量探测方法,并获得了约为 84% 的精度;文献^[46]提出了一种利用众包轨迹数据构建车道信息的方法 CLRIC(图 3):首先采用区域增长聚类方法对原始轨迹进行过滤,得到高精度的 GPS 数据;其次,通过优化的约束高斯混合模型对交通车道的数量及位置进行挖掘。

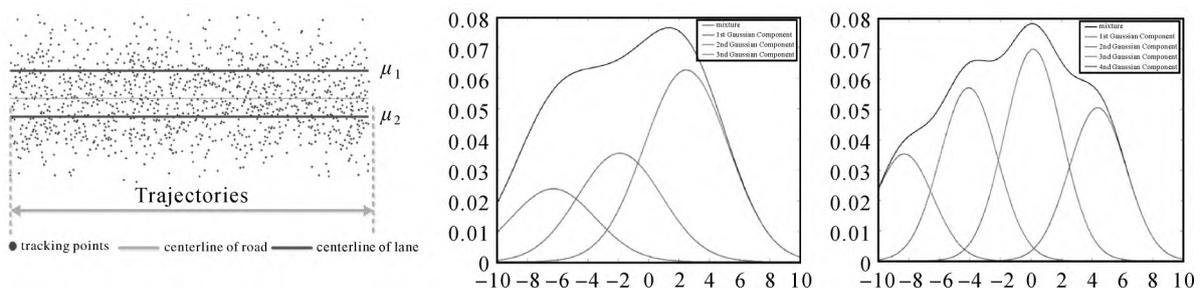


图 3 基于约束高斯混合模型的车道级道路精细识别^[46]

Fig.3 Fine-grained lane level road identification based on constrained Gaussian mixture model

在完成道路精细识别与网络构建后,车道级路网的更新对于城市交通的发展至关重要。一般而言,基于车辆 GPS 轨迹的车道级路网变化检测主要分为车道级地图匹配和变化识别两部分^[47-48]。若轨迹点匹配成功,则获取可匹配的轨迹数据进行拓扑变化检测,如车道变道规则变化、交叉口车道转向规则变化;若轨迹数据匹配失败,说明路段发生几何变化,如车道新增、车道关闭(禁止通行)等。

1.4 面状要素提取

对于面状要素的提取主要集中在城市形态、土地利用类型、结构功能分区等方面^[49]。城市的空间结构与形态对城市可持续发展具有重要影响,通常与城市功能结构密切相关。传统对于面状要素的提取主要依赖国家或地区制图机构,使用遥感、地面感知、人工调绘等方法感知城市空间;然而,此类分析依赖于特定国家或城市的权威数据集^[50]。众包地理信息的发展改变了这种情况,为城市结构与功能的研究开辟了新方法。

关于城市功能区的识别,文献^[51]引入概率主题模型,将每个城市区域视为一个文档,将功能视为一个主题,并通过基于 LDA 的聚类方法对城市功能区进行划分;文献^[52]针对上述方法特征表达能力不足、无法提取移动模式上下文信息的缺点,提出将深度学习和概率主题模型结合的 MPETM (mobility pattern embedded topic model) 框架,对区域进行主题建模及功能区划分。文献^[53]提出了城市功能区识别框架 UFAT: 基于匿名轨迹数据进行个体出行特征刻画,以此划分出 8 类人群;在此基础上,通过构建并训练多任务深度学习模型,完成城市功能区识别。

此外,在检测功能区方面,社交媒体的签到数据赋予了静态 POI 未及的数据人类移动规律信息。文献^[54]提出了基于低秩近似的 LRA 模型,并用一年社交媒体签到数据探测城市功能区及其时间模式。多源数据融合方面,文献^[55]将主题模型与支持向量机融合,并结合遥感影像数据探测城市功能区。文献^[56]提出了一种基于出租车轨迹和微博签到数据的城市集群检测与评估方法。该方法基于居民日常出行空间相似性,采用聚合空间聚类方法对城市集群进行检测;用跨区域出行指数、通勤方向指数和满足需求指数 3 个指标对检测到的土地利用功能进行合理性

评估。

1.5 体状要素提取

目前,对于道路场景静态要素感知主要集中在平面交通;但随着数字城市的发展,建筑物群、立体交叉口、城市下穿隧道等三维体状要素提取成为立体交通道路网中不可或缺的部分,在道路交通三维仿真模拟、车辆轨迹跟踪、车辆定位导航和路径优化等领域具有重要的意义^[57]。

在智慧城市建设中,提取建筑物三维模型是构建智慧城市的基础和关键^[58]。目前,一般采用激光雷达技术^[59]、摄影测量(如贴近摄影测量^[60]、倾斜摄影测量^[61])作为采集大规模、精细建筑三维空间信息的重要手段^[62]。

城市交叉口的空间位置、转向信息、三维结构是构成城市各级交通路网数据的关键,承担着连通整个道路网络的功能。相比于 1.2.2 节描述的平面交叉口,由多种空间渠化功能构成的立体交叉口具有拓扑连通关系复杂、空间线性结构多样、交通行驶规则变化快等特征^[63]。

然而,目前利用众包数据进行道路场景三维制图的研究少之又少,更别提立体交叉口提取。现有方法主要在二维道路网络的基础上,借助轨迹高程分割、车辆俯仰角等方法获取高程变化信息,进行三维道路结构的重建。例如,文献^[64]将车辆的俯仰角与 2D 交通地理信息系统(GIS-T)数据库中的道路高程计算出的倾斜角进行比较,以便在车辆进入或离开多层次道路网络(例如立交桥、高架路等)时将其锁定在正确的道路层级上。文献^[65]提出了一种从车辆轨迹中提取立体交叉口三维结构的方法(图 4):通过检测变化点,将轨迹分为不同高程趋势的段;利用数据融合技术寻求不同轨迹之间的共识,得到斜坡和水平截面的范围和高度;并基于语义分割和聚合提升算法,重建详细的三维连接结构。

2 道路场景动态活动行为“流”感知

1989 年,Manuel Castells 在文献^[66]中首次提出流空间:流空间是通过流动而运作的共享时间之社会实践的物质组织。文献^[67]认为流空间是围绕人流、物流、资金流、技术流和信息流等要素流动而建立起来的空间,以信息技术为基础的网络流线和快速交通流线为支撑,创造一种有目的的、反复的、可程式化的动态运动。

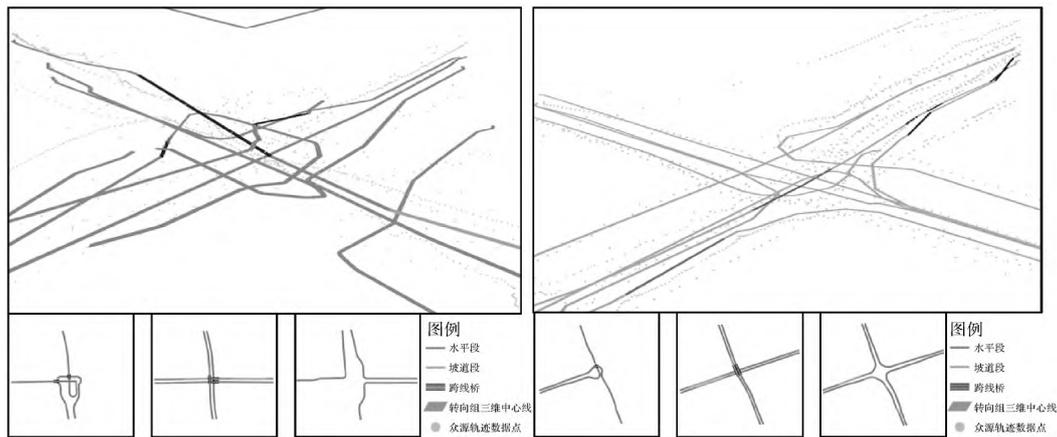
图4 立体交叉口三维线结构与垂直关系提取结果^[65]

Fig.4 Results of 3D line structure and vertical relationship extraction for three-dimensional intersections

在流对象的建模方面,早期对空间现象和过程的研究大多基于对点事件的建模和分析^[68-69]。近年来,逐渐有学者发现单个空间点不能描述空间中的连续移动行为,于是将个体或群体两个空间位置之间的流动表达为起点到止点的有向线段。随着GIS领域的发展,诸多学者尝试用时空集成建模与表达定量化分析人类行为^[70]。为了更直观地复现人群的时空移动特征,时空路径逐渐被引入个体和群体移动的描述和表达研究中,并广泛应用于个体活动特征及群体行为模式的挖掘^[71-72]。

在对网络流对象的建模和表达方面,文献^[73]基于移动对象的方法提出了一种针对网络空间中移动目标的数据模型,该模型在网络表达的基础上,将移动目标建模为网络空间中具有移动属性的一个点对象。无论是流模式中移动目标本身还是时空移动轨迹,目前的建模与表达方法主要以空间点模式为基础^[74],如通过分析轨迹点的分布规律研究人类移动性及车辆的运动规律^[75-76]。以上研究对传统意义上发生在均质平面中的流事件进行了描述和建模,但对于道路网络空间中的人、车、物移动形成的活动流,目前尚且缺乏全面、统一的建模与表达方法。

为此,下列将从道路动态场景感知及流模式分析的角度,构建道路网络空间活动流模型,给出活动流的一阶核密度估计和二阶相关性分析,形成道路网络空间活动流的时空建模与多尺度分析理论方法。

2.1 道路网络空间活动流的多尺度时空建模

人、车、物在道路网络中的移动受到网络空间

格局与拓扑关系的影响,在道路网络中呈一种连续线状分布。道路网络空间活动流模型(network activity flow model, NAFM)是对发生在道路网络中的人流、车流、物流等事件和现象的抽象描述。NAFM的内容主要包括:道路网络活动流的多维表达和道路网络活动流的定量测度两个方面。其中,活动流的表达是对道路网络活动流发生和分布的普适性表达;活动流的测度是对道路网络活动流不同属性特征的定量描述和归纳。

2.1.1 道路网络活动流的时空表达

本文将在道路网络空间中连续移动、具有确切起止点和发生过程的活动和事件称为道路网络空间活动流,表达为

$$NA_m = [ID_m, (S_m, ST_m), (E_m, ET_m), L_m, Attr_m]$$

其中, NA_m 表示第 m 个道路网络空间活动流; ID_m 表示第 m 个道路网络空间活动的编号; S_m 、 ST_m 分别表示为活动事件发生的起始位置点和时间; E_m 、 ET_m 分别表示为活动事件发生的终止位置点和时间; L_m 用来描述活动的发生过程; $Attr_m$ 表示其语义属性,如活动目的、活动模式、类型等。

在二维表达的基础上(图5(a)),为了反映出活动流空间位置和属性特征的时空协同过程,需要对道路网络活动流在三维乃至多维空间中进行表达。图5(b)所示为个体活动流在时空三维坐标系下的表达,通过将个体的移动表达为时空路径,可以反映活动流的位置随时间的变化情况;图5(c)为道路网络活动流的多维表达,多维时空表达不仅能够反映活动流的时空特征,同时能够直

观地表达活动流的多种属性,例如速度、能耗、污染物排放等。

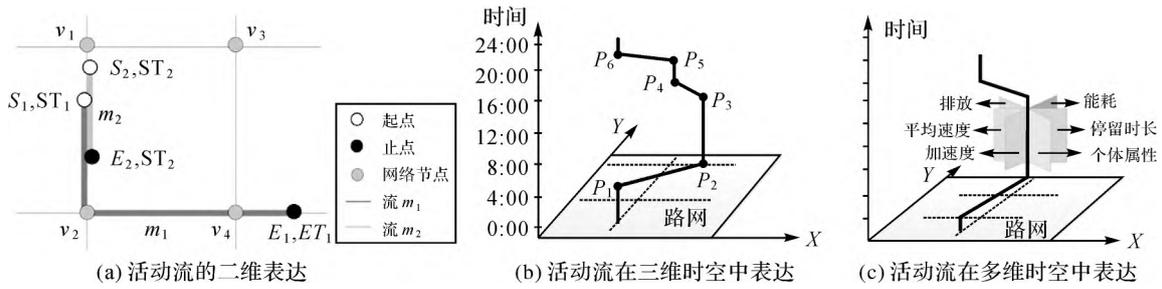


图 5 道路网络活动流的多维表达

Fig.5 Multi-dimensional representation of road network activity flow

2.1.2 道路网络活动流的测度

为了全面理解道路网络活动流,需要分析活动流在不同方面的特征。总体而言,道路网络活动流具有两类特征:第 1 类是流的语义特征,例如流的 ID、流的类型(人流、车流、货物流等)、流的目的(通勤、居住地迁移),或是通行模式(步行、公交车、出

租车等)。第 2 类则是通过定量量化的方式得到的、以数值描述的特征,也称为道路网络活动流的测度,如流速度、密度等。与以欧氏距离为基本测度的平面空间点不同,道路网络活动流的测度需考虑流的完整性、网络几何与拓扑等约束。表 1 给出了对道路网络活动流特征的定量表达与描述。

表 1 道路网络活动流特征的定量测度

Tab.1 Quantitative measures of road network activity flow characteristics

测度	表达	符号说明	应用
长度 L	$ L_m = \sum_{i=1}^{ P_m -1} \text{netDist}(P_i, P_{i+1})$	$ P_m $: 点集合 P 的势 $\text{netDist}(P_i, P_{i+1})$: 相邻两点 P_i, P_{i+1} 的网络距离	通勤距离 交叉口排队长度
方向 D	$D_i = P_i \rightarrow P_{i+1}$	P_i, P_{i+1} 表示相邻的两个网络节点	人流流向 拥堵转向
平均速度 v	$v = \frac{s}{t}$	s, ds 为流对象移动距离; t 为移动时间; dt 为无穷小时间段	通行速度 拥堵程度
瞬时速度 dv	$dv = \frac{ds}{dt}$		力、动量 油耗排放计算
流量 Q	$Q(A) = \frac{\#m}{\Delta T}$	A 为某一断面; $\#m$ 表示通过流 m 包含的移动个体数量, ΔT 为单位时间; L_A 为道路边的宽度	车流的能耗和排放、货物流的重量测定
密度 D_s	$D_s(A) = \frac{\#m}{L_A}$		

2.2 道路网络空间活动流的一阶特性

在对道路网络空间中的流事件进行合理表达的基础上,为了深入挖掘和理解流事件的空间模式,挖掘流事件的空间分布所隐含的人类活动特征和地理知识,需要发展一套适合于网络空间背景,具有一定长度、方向和分布空间的流事件的分析方法。

空间事件分析方法主要分为以密度计算为基础的一阶分析方法和以距离度量为基础的二阶分析方法,本节主要对网络流事件的一阶特性(即密度特性)进行阐述。

在密度分析方面,最具代表性的方法是核密

度估计(kernel density estimation, KDE)^[77]。KDE 方法由 Parsen 于 1956 年和 1962 年提出并完善,是分析空间要素聚集效应的一种重要的非参数估计方法^[78-79]。不同于通过统计单位面积上事件个数表征样本分布模式的样方法,KDE 方法考虑到空间事件发生和分布的地理学第一定律,即“空间位置越近的事件关系越大”,在度量空间点事件的密度的基础上,将整个空间平面生成一个光滑的密度表面,从而分析点事件的空间聚集特征,并识别事件的高发区域^[80]。

传统的 KDE 方法基于各向同性的二维均质空间,以欧氏距离为度量估计整个空间内事件的

密度分布。后来网络 KDE 方法逐渐被提出并应用于网络现象的分析和研究中^[68-69],基本原理是在密度的度量过程和结果表达中以网络距离代替欧氏距离。尽管网络 KDE 方法在最近十几年间得到了发展,但由于网络计算要比平面计算复杂得多,网络 KDE 在方法的完善性和应用面上还远不如平面 KDE。特别是针对发生在网络空间中、具有起止点并呈连续线状分布的流事件的 KDE 分析方法仍然有所欠缺。

目前网络流事件的分析方法主要有两类,第 1 类是将线状事件的空间分布转化为点事件的空间分布,如文献^[68,81]分别将交叉口密度和道路中心点作为道路密度的近似;第 2 类直接采用平面线要素 KDE 方法,忽视了网络空间的形状和拓扑特征,如采用平面线事件 KDE 方法估计路网密度或轨迹密度^[82-83]。表 2 总结了目前点事件和流事件的一阶空间分析方法。

表 2 点事件和流事件一阶核密度估计总结

Tab. 2 Summary of first-order KDE for point and flow events

	均质平面空间	道路网络空间
点事件	交通事故 ^[84] 交通灾害强度 ^[85] 经济学 ^[86]	路网节点 ^[68] 交通事故 ^[87]
线/流事件	路网密度 ^[83] 轨迹密度 ^[88]	拥堵轨迹流事件 ^[89]

为了能够准确度量发生在道路网络空间中流事件的密度、全面分析流事件在网络空间中的分布模式,文献^[90]提出了道路网络活动流的核密度估计方法。该方法首先构建了活动流密度分布函数,并分析单个流事件在道路网络空间中的密度分布;然后考虑到网络方向和拓扑关系估计道路网络空间的流密度,并顾及网络节点处密度计算的特殊情况,实现了道路网络流密度的精确估计,如图 6 所示。

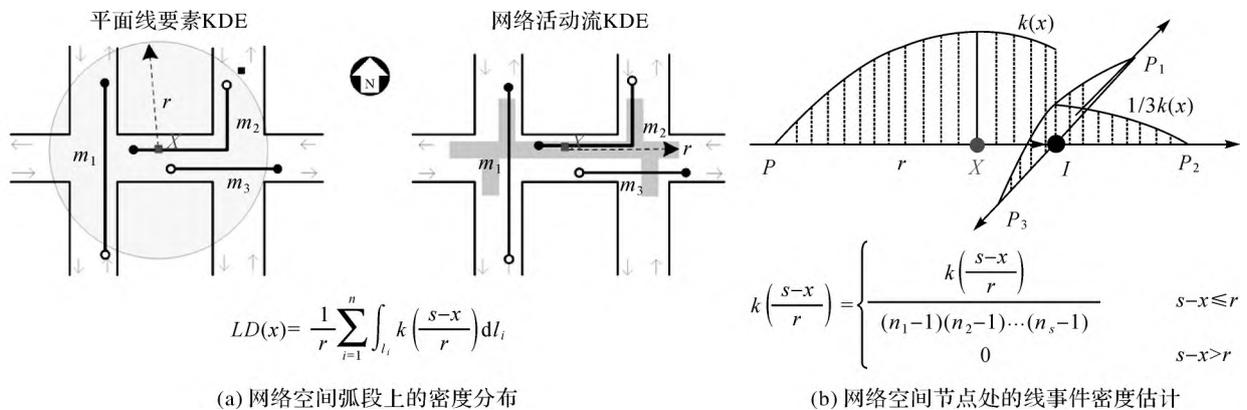


图 6 顾及网络拓扑关系的线事件密度分布^[91]

Fig.6 Distribution of line event density considering network topology relations

2.3 道路网络空间活动流的二阶特性

网络流事件的二阶空间分析方法主要指以距离计算为基础的空间异质性分析方法,其中应用最为广泛的是 Ripley's K 函数法^[92]。

Ripley's K 函数法是一种平面空间点事件模式的多尺度分析方法。该方法以空间泊松分布为假设,通过在不同距离尺度下对空间点的聚集程度进行分析,识别观测点事件在不同尺度下的聚集模式。在度量空间事件的距离并识别空间类簇的过程中,由于不同距离尺度下观测事件的空间邻域大小不同,度量得到的空间模式往往不同。因此,在对空间事件进行聚类分析时,需要一个合适的距离尺度作为聚类的判别标准。

Ripley's K 函数法分为全局 Ripley's K 函数法(global Ripley's K function)和局部 Ripley's K 函数法(local Ripley's K function)。前者为整个研究区域的所有点事件生成一个 K 函数值,判断研究区域中事件整体是否呈聚集模式;后者能够通过度量研究区域中各点对之间的距离实现不同距离尺度下类簇的定量提取^[93]。

在网络事件的分析方面,文献^[94]提出了网络 Ripley's K 函数,将 Ripley's K 函数在欧氏度量空间的基础上向网络空间进行了改进和拓展。之后有学者进一步验证了平面 Ripley's K 函数法会对网络事件的聚集程度产生过检测^[95-96]。但是目前 Ripley's K 函数主要还是应用于空间点模式分析,

在对线状分布的流事件的分析方面还有所欠缺。平面空间流事件多尺度聚类分析的一种简单方式是 ESRI ArcMap 中提供的 Ripley's K 函数功能,其处理方式是流事件的质心代替整个流事件,基本原理是“以点代线”。但是对于网络活动流事件,在度量其距离时既要考虑到流事件的整体性,又要考虑到网络格局和拓扑关系的限制,因而网络活动流的 Ripley's K 函数更加复杂。表 3 总结了目前点事件和流事件的二阶空间分析方法。

表 3 点事件和流事件 Ripley's K 函数研究
Tab.3 Summary of Ripley's K function for point and flow events

类别	平面均质空间	道路网络空间
点事件	ATM 网点分布 ^[97]	交通事故 ^[96]
线/流事件	车辆丢失 找回流 ^[98]	拥堵轨迹流事件 ^[99]

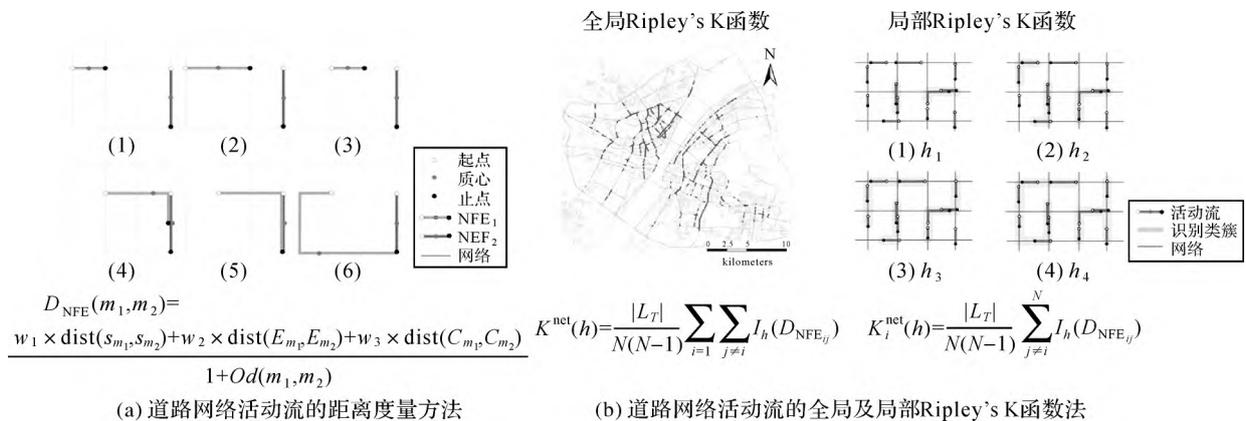


图 7 道路网络空间活动流的多尺度聚类分析^[99]

Fig.7 Multi-scale clustering analysis of activity flow in road network space

3 道路场景高时空分辨率感知应用

基于上述构建了高精度道路地图众感知理论体系和道路网络空间活动流建模方法,下列阐述了静态基础设施“形”结构与动态活动行为“流”模式的交互方式及具体应用。总体而言,道路场景高时空分辨率感知应用非常广泛,主要交互方式包括:

- (1) “形”+“流”的叠置分析,如地理空间异质性分析的人群移动感知、车流拥堵分析、能耗排放感知等。
- (2) 以“形”控“流”的模式分析,如交通流管控分析的城市机动车限行、道路桥梁限号通行、车辆类型限行等。
- (3) 借“流”定“形”的应用分析,如道路网络

文献^[99]提出了一种适用于发生和分布于道路网络空间中、连续分布的网络流事件的多尺度聚类分析方法——道路网络活动流的 Ripley's K 函数分析方法。该方法在顾及网络活动流的整体性和网络拓扑与方向性的基础上,发展网络活动流事件的空间距离度量方法,实现了网络空间流事件之间的距离度量,如图 7(a)所示;在此基础上,构建了网络活动流多尺度聚类分析 Ripley's K 函数(NRK-F),包括全局多尺度聚类分析 Ripley's K 函数(global NRK-F)和局部多尺度聚类分析 Ripley's K 函数(local NRK-F),如图 7(b)所示;最后讨论了网络空间背景下流事件的随机模拟方法,并分析了流事件在网络空间中的分布模式。

规划建设的基础设施选址、城市道路规划、复杂路网优化等。

本文立足于测绘、地理学科视角,以“形”“流”叠置分析应用为例,简要阐述道路场景“形”结构与“流”模式交互作用下的“人-车-物”感知应用,如图 8 所示。

3.1 道路网络空间下的人流感知分析

人群流动是影响城市内部社会经济活力、基础设施建设、公共服务设施配置,以及城市道路交通状态、居民住宅、生态环境等诸多方面的重要因素之一^[100]。人流空间是由人、空间、设施、信息技术等要素,以及它们之间互动关系抽象组成的城市复杂网络空间。其中,人群是人流空间中最为核心及活跃的主题,人群在不同城市空间之间的流动构建起了空间的交互联系,同时促进了其

他要素在该空间内的相互关联、聚集或扩散,从而

推动了城市形态结构与功能分区的发展^[5]。

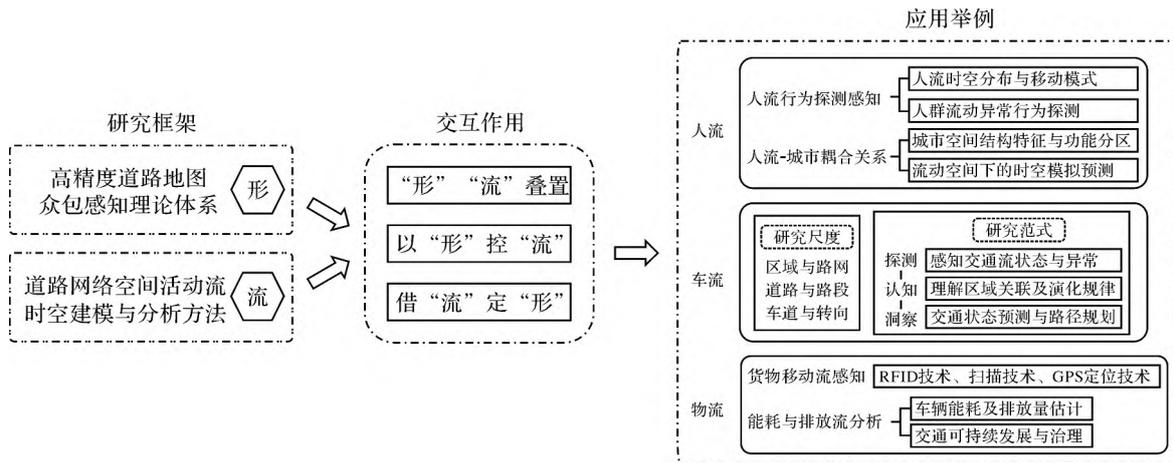


图 8 道路场景高时空分辨率感知应用

Fig.8 Application of high spatio-temporal resolution perception of road scenes

近年来,已有诸多国内外学者围绕人群的流动与城市空间结构特征、功能分区及其时空耦合关系,以及流动空间下的时空模拟预测等展开了丰富的研究。具体而言,在城市空间结构特征与功能分区方面,文献[101]对手机信令数据进行了空间聚类 and 密度分级,用于识别城市公共中心的等级和职能类型;文献[102]分析和比较了上海市不同等级商业中心消费者数量的空间分布特征,探讨了不同等级商业中心的消费者空间分布特点;文献[76]利用出租车 GPS 轨迹数据,将哈尔滨城市区域划分为 400 个不同的交通区,并通过分析工作日和周末的出发点和目的地分布,理解不同时空分布下的人群移动特征。两者时空耦合关系研究方面,诸多学者通过探究城市空间活力^[103]、城市热点区域^[104-105]、空间步行可达性^[106]、城市择医等级^[107]及社区生活圈^[108-109]等研究主题,揭示城市空间结构分布对人群流动的影响及时空异质特征。而在城市空间人流时空模拟预测方面,目前研究主要集中在交通领域,利用此类数据蕴含的高精度流动信息,采用深度学习、图网络、复杂网络等技术方法,探究构建城市人流模拟预测的技术方法框架^[5,110-111]。

在人流行为探测感知方面,一类集中在人流时空分布与移动模式,文献[112]顾及道路网络 POI 信息及地理邻域相关特性,构建了基于情境感知的非负张量分解模型,用于从城市异构数据中挖掘并解释人群移动模式;文献[15]提出了基于主活动区域的人流时空分布算法,用于分析基

于居住地的人类日常移动模式。另一类主要探究人群流动的异常行为,文献[113]利用实时动态的交通路况信息和手机定位请求数据,通过融合 STL 时序分解技术与极端学生化偏差统计检验的时间序列异常探测方法,监测和分析暴雨内涝灾害事件中城市道路交通和人群活动的时空响应特征。文献[114]提出了一种结合现实空间交通数据与赛博空间社交媒体数据的城市活动事件时空建模分析方法,探测识别与事件显著相关的城市时空区域和交通流,刻画事件全过程中城市地理空间与行为空间的人流时空演变特征。

3.2 道路网络空间下的城市交通流感知

交通网络作为人群流动、社会活动与经济发展的基础,影响着城市内部空间结构与城市间交互关系的形成^[115]。因此,开展交通流研究,特别是城市路网交通流的理论研究,对于促进城市的可持续发展具有重要作用。

近年来,利用时空轨迹数据感知道路网络的运行状态成为 GIS 领域的重要研究方向。一般而言,交通流的研究可以分为 3 个尺度:区域/路网尺度、道路/路段尺度及车道/转向尺度^[116]。在区域/路网尺度上,学者主要从宏观角度研究交通状态与城市空间结构、土地利用、路网形态的关系^[117-118]。在道路/路段尺度上,已有文献通过各路段驶过车辆的平均速度或通行时间感知交通状态,如使用环路探测器^[119]、道路摄像头^[120]等;然而,这两种数据的获取都需要依赖固定传感器,价格昂贵且空间覆盖范围有限。采用社交媒体文

本^[121-122]挖掘实时交通信息是目前新兴的城市动态交通流感知方法,但由于社交媒体数据的定位精度低、滞后性和发布人群的有偏性,其在大规模交通事件探测方面应用有限。浮动车 GPS 数据的每条记录都包含其 ID、时间戳、经纬度和行驶速度;且由于车辆在城市道路上行驶,如果轨迹数据的密度足够大,可以覆盖城市道路网络^[118]。因此,较高的路网覆盖率和采样频率使得 GPS 轨迹数据成为交通信息的重要数据源,为动态交通流的探测奠定了基础。

在时空轨迹数据的基础上,笔者遵循地理学经典的“格局-过程-机理”的研究范式,以感知道路交通流状态、理解区域关联及演化规律、洞察流动模拟预测为研究逻辑线索,对道路网络空间下的城市交通流进行建模与分析。

目前车辆 GPS 轨迹已经成为滴滴、百度、高德等互联网和地图服务商为用户提供即时交通信息的主要数据源。在利用车辆轨迹进行交通流状态感知方面,主要集中在对交通状态异常的探测与分析,如交通拥堵、交通事故等。例如,文献^[119,123]从历史 GPS 轨迹中探测出周期性交通拥堵的时空分布模式;文献^[124]利用 GPS 轨迹聚类获得了道路上较精细的拥堵范围。事件检测方面,基于对浮动车数据的预处理,文献^[125]归纳分析了不同类型的事件检测方法,并提出基于卷积神经网络的交通事件自动检测算法;文献^[126]通过分析交通事件发生时的交通参数特性,提出了一种改进的累积和算法,用于复现事件发生路段轨迹。

基于对道路交通状态的感知,学者能够对交通流进行更深层次的认知与理解,如分析拥堵区域之间的关联性和演化传播规律。文献^[127]利用出租车轨迹数据分析了道路交通状态的自相关模式;文献^[128]从城市道路的几何形态和拓扑结构特征出发,提出了基于交通状态变化的路段空间识别规则,用于描述道路交通状态变化影响的空间异质性;文献^[129]基于探测到的交通拥堵事件,对其传播模式进行了可视化分析。

在状态感知、机理分析的基础上,通过抽象道路间交互作用机制,选取合适的量化测度方法,采用神经网络、机器学习、迁移学习等方法构建交通流模拟预测模型^[130-131],展开不同道路场景下的验证评估。近年来,基于历史 GPS 轨迹实现交通状态预测、交通拥堵预测、通行时间预测及路径规

划等是当前研究的热点。文献^[132]提出了一种基于注意力的动态时空神经网络市区交通流量预测模型,采用多层三维卷积捕捉城市区域交通流动性,改进的残差结构结合空间注意力机制对空间依赖性进行建模分析;文献^[133]基于马尔可夫模型进行道路拥堵的时空分布预测;文献^[134]基于捕获的潜在交通状态,提出了一种基于马尔可夫链的改进方法,通过考虑邻接路段的时空相关性估计路径旅行时间;文献^[135]将出租车司机经验作为先验知识,提出约束深度强化学习算法,在线计算不同时间段内 OD 间的最快路线。

然而,目前在车道/转向尺度上的交通状态研究仍然较少,极大程度上依赖于车道级高精度交通数据。车道级方面,文献^[136]利用车道级线圈与交通信号灯数据探测车道级拥堵路段;文献^[137]通过考虑车辆换道、转向和直行等不同行车特点,建立车道级路段行车代价模型,提出了一种分层路径轨迹搜索方法,以支持自动驾驶的车道级轨迹规划。转向级方面,文献^[138]提出一种基于出租车 GPS 轨迹的转向级交通拥堵事件感知方法,用于分析交叉口不同转向的拥堵时间、拥堵强度和拥堵距离等转向级精细交通拥堵状态(图 9(a));文献^[89]利用低频时空 GPS 轨迹数据,分析了交叉口的不同通行模式(左转、直行和右转),动态确定不同通行模式下的交叉口范围,建立了不同转向下通行时间的模糊回归模型,实现了对交叉口通行时间的准确探测(图 9(b));文献^[139]利用低频 GNSS 轨迹数据,提出了基于图卷积网络的转向级交通流预测方法(图 9(c)):首先,顾及轨迹点间车辆运动模式,提出一种排队起始点估计模型;其次,基于对偶图理论构建转向连通关系的图结构;最后,基于图卷积神经网络提出一种顾及转向时空模式的交通预测模型。

3.3 道路网络空间下的能耗与排放流感知

随着我国城市化进程的不断加快,作为派生需求的交通运输业也实现了显著增长,使得城市交通系统的能源消耗及污染物排放成为道路网络空间“物”流感知的研究热点。

据统计,2019 年交通运输业直接能耗 4.39 亿吨标准煤,占全社会能耗的 9.01%^[140]。日益增长的交通碳排放不仅影响着城市环境和气候,也严重阻碍了城市生态文明建设和可持续发展。2019 年国务院印发的《交通强国建设纲要》中强调将生态文明建设和交通运输发展相融合,推进

城市交通绿色低碳发展。2021 年中央经济工作会议中提出落实 2030 年应对气候变化国家自主贡献目标,力争实现 2030 年前碳达峰、2060 年前

碳中和的目标;而城市交通运输作为主要的碳排放源之一,是实现“双碳”目标的重要发力点。

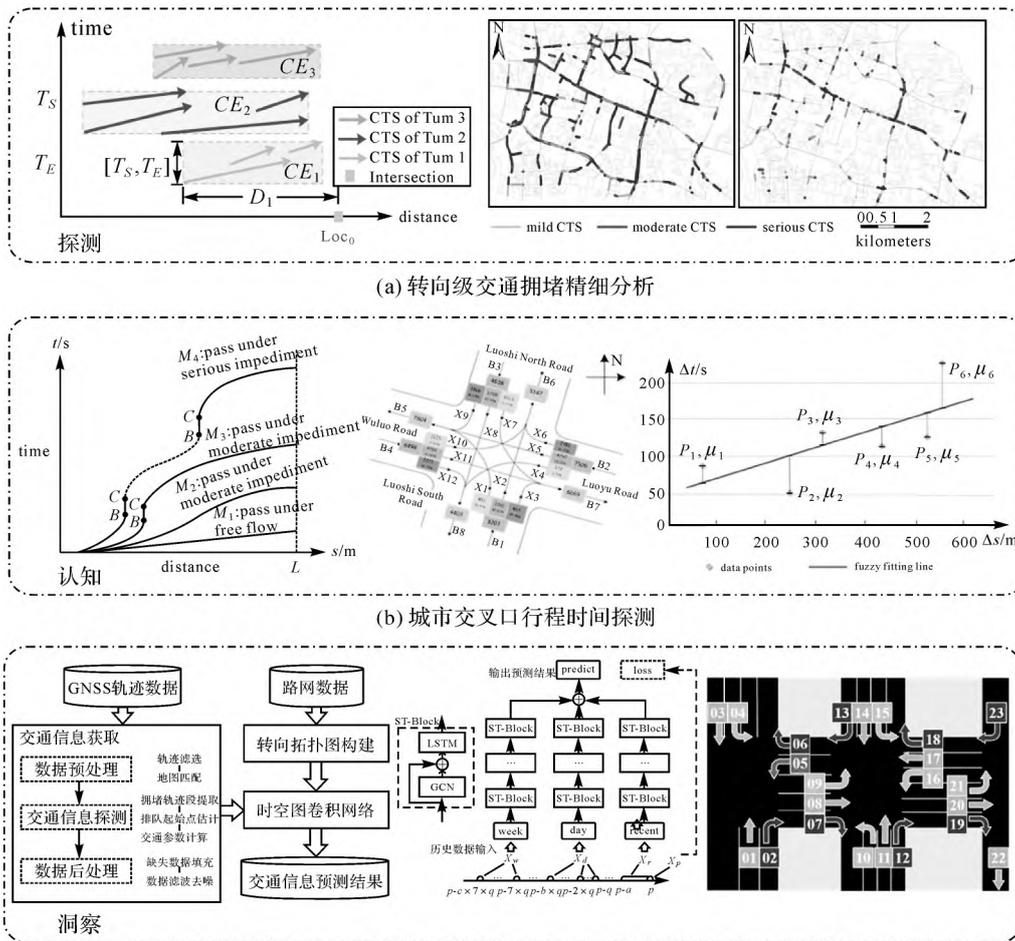


图 9 转向级交通流的精细感知 [89,116,138-139]

Fig.9 Fine-grained perception of turn-by-turn level traffic flow

应用排放模型对车辆能耗及排放进行估计是当前研究热点。近几十年来,大量能耗、排放估计模型得到发展,如美国环保局开发的 MOVES 模型^[141]、欧洲环境署开发的 COPERT 模型^[142]、美国加州空气资源局开发的 EMFAC 模型、国际可持续发展研究中心与加州大学河边分校开发的 IVE 模型等^[143-144]。文献^[145]利用高频 GPS 轨迹数据,以车辆加速度为代入参数估计了新加坡城区的路网机动车排放量;文献^[146—147]利用 GPS 轨迹数据得到出租车在各轨迹段的平均速度、行驶里程等参数,并与 COPERT 模型结合,分别估计了上海和成都路网的能耗和排放时空分布;文献^[148]将时间地理学中的时空路径概念引入车辆时空行为特征的分析中,提出了一种基于

出租车轨迹数据的油耗与排放估计方法。具体而言,该方法首先在时空三维坐标系下建立个体车辆的时空路径,并从中识别单个车辆的移动/停留行为,用于对移动参数的提取及各时空路径段的活动分析。在此基础上,通过区分时空路径中的冷启动阶段和热启动阶段,利用微观模型(CMEM)对燃料消耗及排放进行更加精细的估计。

在交通可持续发展与治理策略方面,文献^[149]从人、车、路、交通基础设施和交通环境 5 个方面分析了衡量低碳交通对城市交通生态环境贡献的主要指标。文献^[150]通过分析城市交通系统结构及各要素因果关系,将城市交通能耗与排放系统划分为:人口、经济、私家车、公共交通、物

流与货运、交通基础设施、能源消耗与排放等 7 个子系统,并利用系统动力学方法建立城市交通减排治理决策模型。文献[151]探讨了城市交通减排的激励机制与实现途径,包括发展 TOD 模式、推进节能减排技术应用、激励低碳行驶、培育低碳出行文化等方式。

4 结 语

道路场景作为道路基础设施与活动行为共同构成的综合体,承载着城市范围内与城市间大量的人口和物质要素流动^[5]。大数据时代,人人都是城市地理信息的使用者、感知者和采集者。由大众采集的手机定位、车载 GNSS 轨迹、社交媒体、公交地铁刷卡等时空大数据,是现代人类社会与交通空间交互所产生的一种时空大数据,具有采集简单、成本低、空间覆盖广、时间连续性好等优点,为高时空分辨率道路场景感知提供了可能。

道路场景静态基础设施要素通常分为点状、线状、面状与体状要素,利用时空大数据能够对不同类型的城市基础设施进行探测。点状要素如兴趣点(POI)获取、道路交叉口识别等;线状要素如道路、地铁等交通网络的提取与变化检测;面状要素的提取主要集中在城市形态、土地利用类型、结构功能分区等方面;体状要素指立体交叉口、多层次交通空间等。

在动态活动行为“流”感知方面,突破了传统的点模式分析局限,构建了道路网络空间活动流模型,给出了活动流的一阶核密度估计和二阶相关性分析,形成了道路网络空间活动流的时空建模与多尺度分析理论方法。

基于上述构建的高精度道路地图众包感知理论体系和道路网络空间活动流建模方法,本文阐述了静态基础设施“形”结构与动态活动行为“流”模式的交互方式,并以“形”“流”叠置为例,探究了道路场景下“人-车-物”地理多元流的感知应用。人流感知主要分为人流行为探测感知和人流-城市耦合关系两大类;前者集中在人流时空分布与移动模式、人群流动的异常行为探测等方面;后者主要围绕人群的流动与城市空间结构特征、功能分区及其时空耦合关系、流动空间下的时空模拟预测等展开了丰富的研究。车流感知目前主要集中在道路/路段尺度,实现道路交通流状态的探测、区域关联及演化规律的认知和道路交通状态的预测及路径规划等。物流感知层面,本文集中

在对道路网络空间下车辆移动所产生的能耗及排放流的感知与分析。

参考文献:

- [1] 王家耀,成毅.论地图学的属性和地图的价值[J].测绘学报,2015,44(3):237-241. DOI:10.11947/j. AGCS. 2015.20140406.
WANG Jiayao, CHENG Yi. Discussions on the attributes of cartography and the value of map[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2015, 44(3): 237-241. DOI: 10. 11947/j. AGCS. 2015.20140406.
- [2] 阎国年,俞肇元,袁林旺,等.地图学的未来是场景学吗?[J].地球信息科学学报,2018,20(1):1-6.
LÜ Guonian, YU Zhaoyuan, YUAN Linwang, et al. Is the future of cartography the scenario science? [J]. Journal of Geo-information Science, 2018, 20(1): 1-6.
- [3] 特里·N·克拉克,李鹭.场景理论的概念与分析:多国研究对中国的启示[J].东岳论丛,2017,38(1):16-24.
CLARK T N, LI Lu. Conceptualization and analysis of scenario theory: implications for China from a multinational study[J]. Dongyue Tribune, 2017, 38(1): 16-24.
- [4] 罗伯特·斯考伯,谢尔·伊斯雷尔.即将到来的场景时代[M].赵乾坤,周宝曜,译.北京:北京联合出版公司,2014.
SCOBLE R, ISRAEL S. Age of context [M]. ZHAO Qiankun, ZHOU Baoyao, trans. Beijing: Beijing United Publishing Company, 2014.
- [5] 罗桑扎西,甄峰,张姗姗.复杂网络视角下的城市人流空间概念模型与研究框架[J].地理研究,2021,40(4):1195-1208.
LUO Sangzhaxi, ZHEN Feng, ZHANG Shanqi. A conceptual model and methodological framework for examining urban people flow space based on complex network perspective [J]. Geographical Research, 2021, 40 (4): 1195-1208.
- [6] 李德仁.论时空大数据的智能处理与服务[J].地球信息科学学报,2019,21(12):1825-1831.
LI Deren. The intelligent processing and service of spatio-temporal big data [J]. Journal of Geo-information Science, 2019, 21(12): 1825-1831.
- [7] 刘经南,方媛,郭迟,等.位置大数据的分析处理研究进展[J].武汉大学学报(信息科学版),2014,39(4):379-385.
LIU Jingnan, FANG Yuan, GUO Chi, et al. Research progress in location big data analysis and processing [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2014, 39(4): 379-385.
- [8] 李德仁.展望大数据时代的地球空间信息学[J].测绘学报,2016,45(4):379-384. DOI:10.11947/j. AGCS. 2016.20160057.
LI Deren. Towards geo-spatial information science in big data era [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2016, 45(4): 379-384. DOI: 10.11947/j. AGCS. 2016.20160057.

- [9] 李清泉, 李德仁. 大数据 GIS[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2014, 39(6): 641-644, 666.
LI Qingquan, LI Deren. Big data GIS[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2014, 39(6): 641-644, 666.
- [10] 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. DOI: 10.11947/j. AGCS.2019.20190210.
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. DOI: 10.11947/j. AGCS.2019.20190210.
- [11] 陆化普, 孙智源, 屈闻聪. 大数据及其在城市智能交通系统中的应用综述[J]. 交通运输系统工程与信息, 2015, 15(5): 45-52.
LU Huapu, SUN Zhiyuan, QU Wencong. Big data and its applications in urban intelligent transportation system[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2015, 15(5): 45-52.
- [12] 牟乃夏, 张恒才, 陈洁, 等. 轨迹数据挖掘城市应用研究综述[J]. 地球信息科学学报, 2015, 17(10): 1135-1142.
MOU Naixia, ZHANG Hengcai, CHEN Jie, et al. A review on the application research of trajectory data mining in urban cities[J]. Journal of Geo-Information Science, 2015, 17(10): 1135-1142.
- [13] 刘瑜, 康朝贵, 王法辉. 大数据驱动的人类移动模式和模型研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2014, 39(6): 660-666.
LIU Yu, KANG Chaogui, WANG Fahui. Towards big data-driven human mobility patterns and models[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2014, 39(6): 660-666.
- [14] 杨延杰, 尹丹, 刘紫玟, 等. 基于大数据的流空间研究进展[J]. 地理科学进展, 2020, 39(8): 1397-1411.
YANG Yanjie, YIN Dan, LIU Ziwen, et al. Research progress on the space of flow using big data[J]. Progress in Geography, 2020, 39(8): 1397-1411.
- [15] 黄建华, 孟伟强, 吴飞霞. 基于信令数据的人流时空分布和移动模式研究[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(23): 53-63.
HUANG Jianhua, MENG Weiqiang, WU Feixia. Research of human flow spatial-temporal distribution and mobility pattern based on signaling data[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(23): 53-63.
- [16] 薛冰, 李京忠, 肖晓, 等. 基于兴趣点(POI)大数据的人地关系研究综述: 理论、方法与应用[J]. 地理与地理信息科学, 2019, 35(6): 51-60.
XUE Bing, LI Jingzhong, XIAO Xiao, et al. Overview of man-land relationship research based on POI data: theory, method and application[J]. Geography and Geo-information Science, 2019, 35(6): 51-60.
- [17] 唐炉亮, 杨雪, 牛乐, 等. 一种众源车载 GPS 轨迹大数据自适应滤波方法[J]. 测绘学报, 2016, 45(12): 1455-1463. DOI: 10.11947/j. AGCS.2016.20160117.
TANG Luliang, YANG Xue, NIU Le, et al. An adaptive filtering method based on crowdsourced big trace data[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2016, 45(12): 1455-1463. DOI: 10.11947/j. AGCS.2016.20160117.
- [18] HAN Songlai, WANG Jinling. Integrated GPS/INS navigation system with dual-rate Kalman filter[J]. GPS Solutions, 2012, 16(3): 389-404.
- [19] LEE W C, KRUMM J. Trajectory preprocessing[M]// ZHENG Yu, ZHOU Xiaofang. Computing with Spatial Trajectories. New York: Springer, 2011: 3-33.
- [20] WANG Jing, RUI Xiaoping, SONG Xianfeng, et al. A novel approach for generating routable road maps from vehicle GPS traces[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2015, 29(1): 69-91.
- [21] TANG Luliang, YANG Xue, KAN Zihan, et al. Lane-level road information mining from vehicle GPS trajectories based on naive bayesian classification[J]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2015, 4(4): 2660-2680.
- [22] YANG Xue, TANG Luliang, ZHANG Xia, et al. A data cleaning method for big trace data using movement consistency[J]. Sensors, 2018, 18(3): 824.
- [23] 李霖, 杨蕾. 公众参与的兴趣点数据有效性效验方法[J]. 测绘科学, 2015, 40(7): 98-103.
LI Lin, YANG Lei. A verifying method on validity of POI data involving public participation[J]. Science of Surveying and Mapping, 2015, 40(7): 98-103.
- [24] MACEACHREN A M, GAHEGAN M, PIKE W, et al. Geovisualization for knowledge construction and decision support[J]. IEEE Computer Graphics and Applications, 2004, 24(1): 13-17.
- [25] 禹文豪, 艾廷华, 周启. 设施 POI 的局部空间同位模式挖掘及范围界定[J]. 地理与地理信息科学, 2015, 31(4): 6-11.
YU Wenhao, AI Tinghua, ZHOU Qi. Regional collocation pattern mining and scoping from urban facility POI[J]. Geography and Geo-Information Science, 2015, 31(4): 6-11.
- [26] 陈世莉, 陶海燕, 李旭亮, 等. 基于潜在语义信息的城市功能区识别——广州市浮动车 GPS 时空数据挖掘[J]. 地理学报, 2016, 71(3): 471-483.
CHEN Shili, TAO Haiyan, LI Xuliang, et al. Discovering urban functional regions using latent semantic information: Spatiotemporal data mining of floating cars GPS data of Guangzhou[J]. Acta Geographica Sinica, 2016, 71(3): 471-483.
- [27] 赵彦云, 张波, 周芳. 基于 POI 的北京市“15 分钟社区生活圈”空间测度研究[J]. 调研世界, 2018(5): 17-24.
ZHAO Yanyun, ZHANG Bo, ZHOU Fang. Research on the spatial measurement of “15-minute community life circle” in Beijing based on POI[J]. The World of Survey and Research, 2018(5): 17-24.
- [28] 廖心治, 王华, 赵万民. 融合地图数据的山地城市医疗设

- 施服务覆盖评估方法研究[J]. 地球信息科学学报, 2021, 23(4): 604-616.
- LIAO Xinzhi, WANG Hua, ZHAO Wanmin. Evaluation method of medical facilities service coverage in mountainous cities based on map data[J]. Journal of Geoinformation Science, 2021, 23(4): 604-616.
- [29] JAHROMI K K, ZIGNANI M, GAITO S, et al. Simulating human mobility patterns in urban areas [J]. Simulation Modelling Practice and Theory, 2016, 62: 137-156.
- [30] NOULAS A, SCELLATO S, LATHIA N, et al. A random walk around the city: new venue recommendation in location-based social networks[C]// Proceedings of 2012 International Conference on Privacy, Security, Risk and Trust and 2012 International Conference on Social Computing. Amsterdam: IEEE, 2012: 144-153.
- [31] 曲畅, 任玉环, 刘亚岚, 等. POI 辅助下的高分辨率遥感影像城市建筑物功能分类研究[J]. 地球信息科学学报, 2017, 19(6): 831-837.
- QU Chang, REN Yuhuan, LIU Yalan, et al. Functional classification of urban buildings in high resolution remote sensing images through POI-assisted analysis[J]. Journal of Geoinformation Science, 2017, 19(6): 831-837.
- [32] 陈瑞. 基于多源 POI 数据的匹配融合方法研究[D]. 兰州: 兰州交通大学, 2014.
- CHEN Rui. Study on the method of matching and fusion based on the multi-source POI data [D]. Lanzhou: Lanzhou Jiaotong University, 2014.
- [33] 曹云刚, 王志盼, 慎利, 等. 像元与对象特征融合的高分辨率遥感影像道路中心线提取[J]. 测绘学报, 2016, 45(10): 1231-1240, 1249. DOI: 10.11947/j.AGCS.2016.20160158.
- CAO Yungang, WANG Zhipan, SHEN Li, et al. Fusion of pixel-based and object-based features for road centerline extraction from high-resolution satellite imagery[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2016, 45(10): 1231-1240, 1249. DOI: 10.11947/j.AGCS.2016.20160158.
- [34] 郑年波, 陆锋, 李清泉. 面向导航的动态多尺度路网数据模型[J]. 测绘学报, 2010, 39(4): 428-434.
- ZHENG Nianbo, LU Feng, LI Qingquan. Dynamic multi-scale road network data model for navigation[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2010, 39(4): 428-434.
- [35] UDUWARAGODA E R I A C M, PERERA A S, DIAS S A D. Generating lane level road data from vehicle trajectories using kernel density estimation[C]// Proceedings of the 16th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC 2013). Hague: IEEE, 2013: 384-391.
- [36] 黄敏, 饶明雷, 李敏. 面向仿真的车道级基础路网模型及其应用[J]. 系统仿真学报, 2014, 26(3): 657-661, 681.
- HUANG Min, RAO Minglei, LI Min. Research of lane-level basic road network model for simulation and its application[J]. Journal of System Simulation, 2014, 26(3): 657-661, 681.
- [37] CHEN Yihua, KRUMM J. Probabilistic modeling of traffic lanes from GPS traces [C] // Proceedings of the 18th SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems. San Jose: ACM, 2010: 81-88.
- [38] 唐炉亮, 牛乐, 杨雪, 等. 利用轨迹大数据进行城市道路交叉口识别及结构提取[J]. 测绘学报, 2017, 46(6): 770-779. DOI: 10.11947/j.AGCS.2017.20160614.
- TANG Luliang, NIU Le, YANG Xue, et al. Urban intersection recognition and construction based on big trace data[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2017, 46(6): 770-779. DOI: 10.11947/j.AGCS.2017.20160614.
- [39] LIU Jiang, CAI Baigen, WANG Yunpeng, et al. Generating enhanced intersection maps for lane level vehicle positioning based applications[J]. Procedia-Social and Behavioral Sciences, 2013, 96: 2395-2403.
- [40] YANG Xue, TANG Luliang, NIU Le, et al. Generating lane-based intersection maps from crowdsourcing big trace data[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2018, 89: 168-187.
- [41] 尹彤, 黄鹤, 郭迟, 等. 面向自动驾驶的高精度地图生产技术及数据模型标准化探讨[J]. 中国标准化, 2021(4): 33-37.
- YIN Tong, HUANG He, GUO Chi, et al. Discussion on high-definition map production technology and data model standardization for autonomous driving[J]. China Standardization, 2021(4): 33-37.
- [42] 侯翘楚, 李必军, 蔡毅. 高分辨率遥感影像的车道级高精度要素提取[J]. 测绘通报, 2021(3): 38-43. DOI: 10.13474/j.cnki.11-2246.2021.0075.
- HOU Qiaochu, LI Bijun, CAI Yi. High-precision lane-level map elements extracting based on high-resolution remote sensing image [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2021(3): 38-43. DOI: 10.13474/j.cnki.11-2246.2021.0075.
- [43] 钟棉卿. 基于移动激光雷达数据的路面状况检测方法研究[D]. 西安: 长安大学, 2020.
- ZHONG Mianqing. Research on methods of pavement condition survey using mobile laser scanning data [D]. Xi'an: Chang'an University, 2020.
- [44] ZHENG Ling, LI Bijun, YANG Bo, et al. Lane-level road network generation techniques for lane-level maps of autonomous vehicles: a survey[J]. Sustainability, 2019, 11(16): 4511.
- [45] 唐炉亮, 杨雪, 阚子涵, 等. 一种基于朴素贝叶斯分类的车道数量探测[J]. 中国公路学报, 2016, 29(3): 116-123.
- TANG Luliang, YANG Xue, KAN Zihan, et al. Traffic lane numbers detection based on the naive bayesian classification [J]. China Journal of Highway and Transport, 2016, 29(3): 116-123.
- [46] TANG Luliang, YANG Xue, DONG Zhen, et al. CLRIC: collecting lane-based road information via crowdsourcing [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2016, 17(9): 2552-2562.
- [47] YANG Xue, TANG Luliang, STEWART K, et al. Auto-

- matic change detection in lane-level road networks using GPS trajectories[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2018, 32(3): 601-621.
- [48] TANG Jianbo, DENG Min, HUANG Jincui, et al. An automatic method for detection and update of additive changes in road network with GPS trajectory data[J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2019, 8(9): 411.
- [49] CROOKS A, PFOSE D, JENKINS A, et al. Crowdsourcing urban form and function[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2015, 29(5): 720-741.
- [50] 崔海福. 基于浮动车数据的多维度城市功能区划分研究[D]. 武汉: 中国地质大学, 2021.
- CUI Haifu. The study of multidimensional urban functional district division based on the floating car data [D]. Wuhan: China University of Geosciences, 2021.
- [51] YUAN Jing, ZHENG Yu, XIE Xing. 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*. Beijing: Association for Computing Machinery, 2012: 186-194.
- [52] 王胜利. 深度学习在城市功能区划分中的应用研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2018.
- WANG Shengli. Urban functional regions discovering based on deep learning[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2018.
- [53] 凌鹏, 诸彤宇, 周轶, 等. 基于人群出行行为轨迹的城市功能区识别[J/OL]. *计算机工程*: 1-8. [2022-04-07]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1289.TP.20210728.1849.022.html>.
- LING Peng, ZHU Tongyu, ZHOU Yi, et al. Urban functional area recognition based on crowd travel behavior trajectory[J/OL]. *Computer Engineering*: 1-8. [2022-04-07]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1289.TP.20210728.1849.022.html>.
- [54] ZHI Ye, LI Haifeng, WANG Dashan, et al. Latent spatio-temporal activity structures: a new approach to inferring intra-urban functional regions via social media check-in data[J]. *Geo-spatial Information Science*, 2016, 19(2): 94-105.
- [55] LIU Xiaoping, HE Jialv, YAO Yao, et al. Classifying urban land use by integrating remote sensing and social media data[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2017, 31(8): 1675-1696.
- [56] TANG Luliang, GAO Jie, REN Chang, et al. Detecting and evaluating urban clusters with spatiotemporal big data[J]. *Sensors*, 2019, 19(3): 461.
- [57] 刘耀丹. 立体交通三维道路网快速构建算法研究[D]. 郑州: 郑州大学, 2017.
- LIU Yaodan. Fast construction algorithm of the three-dimensional road network[D]. Zhengzhou: Zhengzhou University, 2017.
- [58] 朱庆. 三维 GIS 及其在智慧城市中的应用[J]. *地球信息科学学报*, 2014, 16(2): 151-157.
- ZHU Qing. Full three-dimensional GIS and its key roles in smart city[J]. *Journal of Geo-information Science*, 2014, 16(2): 151-157.
- [59] 杜建丽, 陈动, 张振鑫, 等. 建筑点云几何模型重建方法研究进展[J]. *遥感学报*, 2019, 23(3): 374-391.
- DU Jianli, CHEN Dong, ZHANG Zhenxin, et al. Research progress of building reconstruction via airborne point clouds [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2019, 23(3): 374-391.
- [60] 苗志成, 杨永崇, 于庆和, 等. 贴近摄影测量在单体建筑物精细化建模中的应用[J]. *遥感信息*, 2021, 36(5): 107-113.
- MIAO Zhicheng, YANG Yongchong, YU Qinghe, et al. Application of nap-of-the-object photogrammetry in fine modeling of single building[J]. *Remote Sensing Information*, 2021, 36(5): 107-113.
- [61] 符钟壬. 基于倾斜摄影测量与激光雷达点云匹配的建筑物三维模型研究[D]. 昆明: 云南大学, 2020.
- FU Zhongren. Research on building three-dimensional model based on oblique photogrammetry and LiDAR point cloud data registration[D]. Kunming: Yunnan University, 2020.
- [62] CAO Rujun, ZHANG Yongjun, LIU Xinyi, et al. 3D building roof reconstruction from airborne LiDAR point clouds: a framework based on a spatial database[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2017, 31(7): 1359-1380.
- [63] 唐炉亮, 于智伟, 任畅, 等. 基于车载 GPS 轨迹的立体交叉口空间结构信息获取方法[J]. *交通运输工程学报*, 2019, 19(5): 170-179.
- TANG Luliang, YU Zhiwei, REN Chang, et al. Information acquisition method of three-dimensional intersection spatial structure based on vehicle GPS trajectory[J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2019, 19(5): 170-179.
- [64] YEH A G O, ZHONG Teng, YUE Yang. Angle difference method for vehicle navigation in multilevel road networks with a three-dimensional transport GIS database[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2017, 18(1): 140-152.
- [65] REN Chang, TANG Luliang, YANG Xue, et al. Mapping grade-separated junctions in detail using crowdsourced trajectory data [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2021. DOI: 10.1109/TITS.2021.3054910.
- [66] CASTELLS M. The informational city: Information technology, economic restructuring, and the urban-regional process[M]. Oxford: B. Blackwell, 1989.
- [67] 沈丽珍, 顾朝林. 区域流动空间整合与全球城市网络构建[J]. *地理科学*, 2009, 29(6): 787-793.
- SHEN Lizhen, GU Chaolin. Integration of regional space of flows and construction of global urban network[J]. *Scientia Geographica Sinica*, 2009, 29(6): 787-793.

- [68] BORRUSO G. Network density estimation: analysis of point patterns over a network[C]// International Conference on Computational Science and Its Applications. Singapore: Springer, 2005: 126-132.
- [69] BORRUSO G. Network density estimation: a GIS approach for analysing point patterns in a network space[J]. *Transactions in GIS*, 2008, 12(3): 377-402.
- [70] 萧世伦, 方志祥. 从时空 GIS 视野来定量分析人类行为的思考[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2014, 39(6): 667-670.
- SHAW Shihlung, FANG Zhixiang. Rethinking human behavior research from the perspective of space-time GIS[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2014, 39(6): 667-670.
- [71] YU Hongbo, SHAW S L. Exploring potential human activities in physical and virtual spaces: a spatio-temporal GIS approach[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2008, 22(4): 409-430.
- [72] 陈洁, 萧世伦, 陆锋. 面向人类行为研究的时空 GIS[J]. *地球信息科学学报*, 2016, 18(12): 1583-1587.
- CHEN Jie, SHAW Shihlung, LU Feng. A space-time GIS approach for human behavior studies[J]. *Journal of Geo-information Science*, 2016, 18(12): 1583-1587.
- [73] GÜTING R H, DE ALMEIDA V T, DING Zhiming. Modeling and querying moving objects in networks[J]. *The VLDB Journal*, 2006, 15(2): 165-190.
- [74] LONG J A, NELSON T A. A review of quantitative methods for movement data[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2013, 27(2): 292-318.
- [75] YANG Lin, KWAN M P, PAN Xiaofang, et al. Scalable space-time trajectory cube for path-finding: a study using big taxi trajectory data[J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2017, 101: 1-27.
- [76] TANG Jinjun, LIU Fang, WANG Yinhai, et al. Uncovering urban human mobility from large scale taxi GPS data [J]. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2015, 438: 140-153.
- [77] PARZEN E. On estimation of a probability density function and mode[J]. *The Annals of Mathematical Statistics*, 1962, 33(3): 1065-1076.
- [78] BAILEY T C, GATRELL A C. *Interactive spatial data analysis*[M]. Harlow Essex: Longman Scientific & Technical, 1995.
- [79] SILVERMAN B W. *Density estimation for statistics and data analysis*[M]. London: Routledge, 2018.
- [80] FLAHAUT B, MOUCHART M, SAN MARTIN E, et al. The local spatial autocorrelation and the kernel method for identifying black zones: a comparative approach[J]. *Accident Analysis & Prevention*, 2003, 35(6): 991-1004.
- [81] TIMOTHÉE P, NICOLAS L B, EMANUELE S, et al. A network based kernel density estimator applied to barcelona economic activities[C]// Proceedings of 2010 International Conference on Computational Science and its Applications. Fukuoka: ACM, 2010: 32-45.
- [82] YING Lingxiao, SHEN Zehao, CHEN Jiding, et al. Spatiotemporal patterns of road network and road development priority in three parallel rivers region in Yunnan, China: an evaluation based on modified kernel distance estimate[J]. *Chinese Geographical Science*, 2014, 24(1): 39-49.
- [83] CAI Xuejiao, WU Zhifeng, CHENG Jiong. Using kernel density estimation to assess the spatial pattern of road density and its impact on landscape fragmentation[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2013, 27(2): 222-230.
- [84] ERDOGAN S, YILMAZ I, BAYBURA T, et al. Geographical information systems aided traffic accident analysis system case study: city of Afyonkarahisar[J]. *Accident Analysis & Prevention*, 2008, 40(1): 174-181.
- [85] HA H H, THILL J C. Analysis of traffic hazard intensity: a spatial epidemiology case study of urban pedestrians[J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2011, 35(3): 230-240.
- [86] LAHR H. An improved test for earnings management using kernel density estimation[J]. *European Accounting Review*, 2014, 23(4): 559-591.
- [87] OKABE A, SATOH T, SUGIHARA K. A kernel density estimation method for networks, its computational method and a GIS-based tool[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2009, 23(1): 7-32.
- [88] LEE D, HAHN M. A study on density map based crash analysis [C] // Proceedings of 2014 International Conference on Information Science & Applications (ICISA). Seoul: IEEE, 2014: 1-3.
- [89] TANG Luliang, KAN Zihan, ZHANG Xia, et al. Travel time estimation at intersections based on low-frequency spatial-temporal GPS trajectory big data[J]. *Cartography and Geographic Information Science*, 2016, 43(5): 417-426.
- [90] TANG Luliang, KAN Zihan, ZHANG Xia, et al. A network kernel density estimation for linear features in space-time analysis of big trace data[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2016, 30(9): 1717-1737.
- [91] 唐炉亮, 阚子涵, 刘汇慧, 等. 网络空间中线条要素的核密度估计方法[J]. *测绘学报*, 2017, 46(1): 107-113. DOI: 10.11947/j.AGCS.2017.20150158.
- TANG Luliang, KAN Zihan, LIU Huihui, et al. A kernel density estimation method for linear features in network space[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2017, 46(1): 107-113. DOI: 10.11947/j.AGCS.2017.20150158.
- [92] RIPLEY B D. The second-order analysis of stationary point processes[J]. *Journal of Applied Probability*, 1976, 13(2): 255-266.
- [93] GETIS A, FRANKLIN J. Second-order neighborhood analysis of mapped point patterns[M] // ANSELIN L, REY S. *Perspectives on Spatial Data Analysis*. Berlin: Springer, 2010: 93-100.
- [94] OKABE A, YAMADA I. The K-function method on a net-

- work and its computational implementation[J]. *Geographical Analysis*, 2001, 33(3): 271-290.
- [95] DAY P L, PEARCE J. Obesity-promoting food environments and the spatial clustering of food outlets around schools[J]. *American Journal of Preventive Medicine*, 2011, 40(2): 113-121.
- [96] YAMADA I, THILL J C. Comparison of planar and network K-functions in traffic accident analysis[J]. *Journal of Transport Geography*, 2004, 12(2): 149-158.
- [97] 王结臣, 卢敏, 苑振宇, 等. 基于Ripley's K函数的南京市ATM网点空间分布模式研究[J]. *地理科学*, 2016, 36(12): 1843-1849.
WANG Jiechen, LU Min, YUAN Zhenyu, et al. Point pattern analysis of ATMs distribution based on ripley's K-function method in Nanjing city[J]. *Scientia Geographica Sinica*, 2016, 36(12): 1843-1849.
- [98] TAO R, THILL J C. Spatial cluster detection in spatial flow data[J]. *Geographical Analysis*, 2016, 48(4): 355-372.
- [99] KAN Zihan, KWAN M P, TANG Luliang. Ripley's K-function for network-constrained flow data [J]. *Geographical Analysis*, 2021. DOI: 10.1111/gean.12300.
- [100] 许学强, 周一星, 宁越敏. *城市地理学*[M]. 2版. 北京: 高等教育出版社, 2009.
XU Xueqiang, ZHOU Yixing, NING Yuemin. *Urban geography* [M]. 2nd ed. Beijing: Higher Education Press, 2009.
- [101] 钮心毅, 丁亮, 宋小冬. 基于手机数据识别上海中心城的城市空间结构[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.
- [102] 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.
- [103] 罗桑扎西, 甄峰. 基于手机数据的城市公共空间活力评价方法研究——以南京市公园为例[J]. *地理研究*, 2019, 38(7): 1594-1608.
LUO Sangzhaxi, ZHEN Feng. How to evaluate public space vitality based on mobile phone data: an empirical analysis of Nanjing's parks[J]. *Geographical Research*, 2019, 38(7): 1594-1608.
- [104] 秦昆, 周勋, 徐源泉, 等. 城市交通热点区域的空间交互网络分析[J]. *地理科学进展*, 2017, 36(9): 1149-1157.
QIN Kun, ZHOU Xing, XU Yuanquan, et al. Spatial interaction network analysis of urban traffic hotspots[J]. *Progress in Geography*, 2017, 36(9): 1149-1157.
- [105] 郑林江, 赵欣, 蒋朝辉, 等. 基于出租车轨迹数据的城市热点出行区域挖掘[J]. *计算机应用与软件*, 2018, 35(1): 1-8.
ZHENG Linjiang, ZHAO Xin, JIANG Zhaohui, et al. Mining urban attractive areas using taxi trajectory data[J]. *Computer Applications and Software*, 2018, 35(1): 1-8.
- [106] LWIN K K, SEKIMOTO Y, TAKEUCHI W. Estimation of hourly link population and flow directions from mobile CDR [J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2018, 7(11): 449.
- [107] GAO Jie, YANG Xue, TANG Luliang, et al. Understanding urban hospital bypass behaviour based on big trace data [J]. *Cities*, 2020, 103: 102739.
- [108] 孙道胜, 柴彦威. 城市社区生活圈体系及公共服务设施空间优化——以北京市清河街道为例[J]. *城市发展研究*, 2017, 24(9): 7-14, 25.
SUN Daosheng, CHAI Yanwei. Study on the urban community life sphere system and the optimization of public service facilities: a case study of Qinghe area in Beijing[J]. *Urban Development Studies*, 2017, 24(9): 7-14, 25.
- [109] 柴彦威, 李春江, 张艳. 社区生活圈的新时代地理学研究框架[J]. *地理科学进展*, 2020, 39(12): 1961-1971.
CHAI Yanwei, LI Chunjiang, ZHANG Yan. A new time-geography research framework of community life circle[J]. *Progress in Geography*, 2020, 39(12): 1961-1971.
- [110] XIE Peng, LI Tianrui, LIU Jia, et al. Urban flow prediction from spatiotemporal data using machine learning: a survey[J]. *Information Fusion*, 2020, 59: 1-12.
- [111] 方孟元, 唐炉亮, 杨雪, 等. 基于低频GNSS轨迹的转向级城市交通信息精细预测[J]. *测绘学报*, 2021, 50(11): 1469-1477. DOI: 10.11947/j.AGCS.2021.20210252.
FANG Mengyuan, TANG Luliang, YANG Xue, et al. Fine-grained traffic information prediction at the turning-level based on low-frequency GNSS trajectory data[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2021, 50(11): 1469-1477. DOI: 10.11947/j.AGCS.2021.20210252.
- [112] WANG Jingyuan, WU Junjie, WANG Ze, et al. Understanding urban dynamics via context-aware tensor factorization with neighboring regularization[J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2020, 32(11): 2269-2283.
- [113] 易嘉伟, 王楠, 千家乐, 等. 基于大数据的极端暴雨事件下城市道路交通及人群活动时空响应[J]. *地理学报*, 2020, 75(3): 497-508.
YI Jiawei, WANG Nan, QIAN Jiale, et al. Spatio-temporal responses of urban road traffic and human activities in an extreme rainfall event using big data[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2020, 75(3): 497-508.
- [114] 唐炉亮, 戴颖, 任畅, 等. 现实与赛博空间数据相结合的城市活动事件时空建模[J]. *测绘学报*, 2019, 48(5): 618-629. DOI: 10.11947/j.AGCS.2019.20180327.
TANG Luliang, DAI Ling, REN Chang, et al. Spatio-temporal modeling of city events combining datasets in cyberspace and real space[J]. *Acta Geodaetica et Carto-*

- graphica Sinica, 2019, 48(5): 618-629. DOI: 10.11947/j.AGCS.2019.20180327.
- [115] REN Mengyao, LIN Yaoyu, JIN Meihan, 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.
- [116] 唐炉亮, 阚子涵, 任畅, 等. 利用 GPS 轨迹的转向级交通拥堵精细分析[J]. *测绘学报*, 2019, 48(1): 75-85. DOI: 10.11947/j.AGCS.2019.20170448.
- TANG Luliang, KAN Zihan, REN Chang, et al. Fine-grained analysis of traffic congestions at the turning level using GPS traces[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2019, 48(1): 75-85. DOI: 10.11947/j.AGCS.2019.20170448.
- [117] TSEKERIS T, GEROLIMINIS N. City size, network structure and traffic congestion[J]. *Journal of Urban Economics*, 2013, 76: 1-14.
- [118] JIANG Zhihan, LIU Yan, FAN Xiaoliang, et al. Understanding urban structures and crowd dynamics leveraging large-scale vehicle mobility data [J]. *Frontiers of Computer Science*, 2020, 14(5): 145310.
- [119] XU Lin, YUE Yang, LI Qingquan. Identifying urban traffic congestion pattern from historical floating car data[C]// *Proceedings of the 13th COTA International Conference of Transportation Professionals (CICTP)*. Shenzhen: CICTP, 2013: 2084-2095.
- [120] DOUXCHAMPS D, MACQ B, CHIHARA K. High accuracy traffic monitoring using road-side line-scan cameras [C] // *Proceedings of 2006 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference*. Toronto: IEEE, 2006: 875-878.
- [121] 郑治豪, 吴文兵, 陈鑫, 等. 基于社交媒体大数据的交通感知分析系统[J]. *自动化学报*, 2018, 44(4): 656-666.
- ZHENG Zhihao, WU Wenbing, CHEN Xin, et al. A traffic sensing and analyzing system using social media data[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2018, 44(4): 656-666.
- [122] 刘昭, 何赏璐, 刘英舜. 基于社交网络数据的交通突发事件识别方法[J]. *交通信息与安全*, 2021, 39(2): 53-60.
- LIU Zhao, HE Shanglu, LIU Yingshun. A method to identify traffic incidents based on social network data[J]. *Journal of Transport Information and Safety*, 2021, 39(2): 53-60.
- [123] D'ANDREA E, MARCELLONI F. Detection of traffic congestion and incidents from GPS trace analysis[J]. *Expert Systems with Applications*, 2017, 73: 43-56.
- [124] 付子圣, 李秋萍, 柳林, 等. 利用 GPS 轨迹二次聚类方法进行道路拥堵精细化识别[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2017, 42(9): 1264-1270.
- FU Zisheng, LI Qiuping, LIU Lin, et al. Identification of urban network congested segments using GPS trajectories double-clustering method[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2017, 42(9): 1264-1270.
- [125] 陈林武. 基于浮动车数据的城市道路交通事件自动检测技术研究[D]. 金华: 浙江师范大学, 2020.
- CHEN Linwu. Research on automatic detection technology of urban road traffic events based on floating vehicle data[D]. Jinhua: Zhejiang Normal University, 2020.
- [126] 周思远. 基于车辆轨迹大数据的城市道路交通事件检测方法研究[D]. 北京: 北方工业大学, 2019.
- ZHOU Siyuan. Research on urban road traffic incident detection method based on big data of vehicle trajectory[D]. Beijing: North China University of Technology, 2019.
- [127] 段滢滢, 陆锋. 基于道路结构特征识别的城市交通状态空间自相关分析[J]. *地球信息科学学报*, 2012, 14(6): 768-774.
- DUAN Yingying, LU Feng. Spatial autocorrelation of urban road traffic based on road network characterization [J]. *Journal of Geo-information Science*, 2012, 14(6): 768-774.
- [128] 刘康, 段滢滢, 陆锋. 基于拓扑与形态特征的城市道路交通状态空间自相关分析[J]. *地球信息科学学报*, 2014, 16(3): 390-395.
- LIU Kang, DUAN Yingying, LU Feng. Spatial autocorrelation analysis of urban road traffic based on topological and geometric properties[J]. *Journal of Geo-information Science*, 2014, 16(3): 390-395.
- [129] WANG Zuchao, LU Min, YUAN Xiaoru, et al. Visual traffic jam analysis based on trajectory data [J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2013, 19(12): 2159-2168.
- [130] YE Jiexia, ZHAO Juanjuan, YE Kejiang, et al. How to build a graph-based deep learning architecture in traffic domain: a survey[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2020. DOI: 10.1109/TITS.2020.3043250.
- [131] 王竟成, 张勇, 胡永利, 等. 基于图卷积网络的交通预测综述[J]. *北京工业大学学报*, 2021, 47(8): 954-970.
- WANG Jingcheng, ZHANG Yong, HU Yongli, et al. Survey on graph convolutional neural network-based traffic prediction [J]. *Journal of Beijing University of Technology*, 2021, 47(8): 954-970.
- [132] 任建华, 朱尧, 孟祥福, 等. 使用动态时空神经网络的市区交通流量预测[J/OL]. *小型微型计算机系统*. [2022-04-07]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/21.1106.TP.20211213.1804.030.html>.
- REN Jianhua, ZHU Yao, MENG Xiangfu, et al. Predicting citywide traffic flow using dynamic spatial-temporal neural networks[J/OL]. *Journal of Chinese Computer Systems*. [2022-04-08]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/21.1106.TP.20211213.1804.030.html>.
- [133] CASTRO P S, ZHANG Daqing, LI Shijian. Urban traffic modelling and prediction using large scale taxi GPS traces [C]// *Proceedings of the 10th International Conference on Pervasive Computing*. Newcastle: Springer, 2012: 57-72.

- [134] TANG Jinjun, HU Jin, HAO Wei, et al. Markov Chains based route travel time estimation considering link spatio-temporal correlation [J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2020, 545: 123759.
- [135] 黄敏, 毛锋, 钱宇翔. 基于出租车司机经验的约束深度强化学习算法路径挖掘[J]. *计算机应用研究*, 2020, 37(5): 1298-1302.
HUANG Min, MAO Feng, QIAN Yuxiang. Mining fastest route using taxi drivers' experience via constrained deep reinforcement learning[J]. *Application Research of Computers*, 2020, 37(5): 1298-1302.
- [136] NOLLE T, SCHWEIZER I, JANSSEN F. Data-driven detection of congestion-affected roads[R]. Technical Report TUD-KE-2014-02, 2014.
- [137] JIANG Kun, YANG Diange, LIU Chaoran, et al. A flexible multi-layer map model designed for lane-level route planning in autonomous vehicles[J]. *Engineering*, 2019, 5(2): 305-318.
- [138] KAN Zihan, TANG Luliang, KWAN M P, et al. Traffic congestion analysis at the turn level using Taxis' GPS trajectory data[J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2019, 74: 229-243.
- [139] FANG Mengyuan, TANG Luliang, YANG Xue, et al. FTPG: a fine-grained traffic prediction method with graph attention network using big trace data[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2021. DOI: 10.1109/TITS.2021.3049264.
- [140] 诸立超, 甄伟, 刘昭然. 生命周期视角下货运通道能耗测度与节能潜力分析[J]. *交通运输系统工程与信息*, 2022, 22(1): 24-29, 36.
ZHU Lichao, ZHEN Wei, LIU Zhaoran. Energy consumption measurement and energy-saving potential analysis of freight corridors from perspective of life cycle[J]. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 2022, 22(1): 24-29, 36.
- [141] KOUPAL J, BEARDSLEY M, BRZEZINSKI D, et al. US EPA's MOVES2010 vehicle emission model: overview and considerations for international application [EB/OL]. Ann Arbor, MI: US Environmental Protection Agency, Office of Transportation and Air Quality. [2022-03-10]. <https://www.epa.gov/sites/default/files/2019-08/documents/paper137-tap2010.pdf>.
- [142] NTZIACHRISTOS Leonidas, GKATZOFILIAS Dimitrios, KOURIDIS Chariton, et al. COPERT: a European road transport emission inventory model [C]//Proceedings of 2009 Information Technologies in Environmental Engineering. Berlin: Springer, 2009: 491-504.
- [143] SHARMA P, KHARE M. Modelling of vehicular exhausts—a review[J]. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 2001, 6(3): 179-198.
- [144] ABO-QUDAIS S, QDAIS H A. Performance evaluation of vehicles emissions prediction models[J]. *Clean Technologies and Environmental Policy*, 2005, 7(4): 279-284.
- [145] NYHAN M, SOBOLEVSKY S, KANG Chaogui, et al. Predicting vehicular emissions in high spatial resolution using pervasively measured transportation data and microscopic emissions model[J]. *Atmospheric Environment*, 2016, 140: 352-363.
- [146] LUO Xiao, DONG Liang, DOU Yi, et al. Analysis on spatial-temporal features of taxis' emissions from big data informed travel patterns: a case of Shanghai, China [J]. *Journal of Cleaner Production*, 2017, 142: 926-935.
- [147] 韩印, 李媛媛, 李文翔, 等. 基于轨迹数据的网约车排放时空特征分析[J]. *交通运输系统工程与信息*, 2022, 22(1): 234-242.
HAN Yin, LI Yuanyuan, LI Wenxiang, et al. Analyzing spatiotemporal characteristics of ridesourcing emissions based on trajectory data[J]. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 2022, 22(1): 234-242.
- [148] KAN Zihan, TANG Luliang, KWAN M P, et al. Fine-grained analysis on fuel-consumption and emission from vehicles trace[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2018, 203: 340-352.
- [149] LI Mingwei, ZHAO Huijuan. Contribution of low-carbon transport policy to the improvement of urban traffic ecological environment [J]. *Nature Environment and Pollution Technology*, 2021, 20(1): 363-370.
- [150] 胡晓伟, 包家烁, 安实, 等. 碳达峰下城市交通运输减排治理策略研究[J]. *交通运输系统工程与信息*, 2021, 21(6): 244-256.
HU Xiaowei, BAO Jiashuo, AN Shi, et al. Urban transportation emission reduction governance strategies under peak carbon dioxide emissions[J]. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 2021, 21(6): 244-256.
- [151] 赵继敏. 超大城市交通减排的激励机制与实现途径[J]. *生态经济*, 2021, 37(9): 34-39.
ZHAO Jimin. Incentive mechanism and realization of carbon emission reduction in megacities [J]. *Ecological Economy*, 2021, 37(9): 34-39.

(责任编辑:张燕燕)

收稿日期: 2022-02-28

修回日期: 2022-03-28

第一作者简介: 唐炳亮(1973—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为时空 GIS、轨迹大数据分析挖掘。

First author: TANG Luliang (1973—), male, PhD, professor, PhD supervisor, majors in spatio-temporal GIS, trajectory big data analysis and mining.

E-mail: tll@whu.edu.cn

通信作者: 赵紫龙

Corresponding author: ZHAO Zilong

E-mail: zilzhao@whu.edu.cn