

夜间网约车出行需求影响因素的 时空异质性分析

杜明洋¹, 李雪峰¹, 徐家聪¹, 汪 徽²

(1. 南京林业大学 汽车与交通工程学院, 南京 210037; 2. 南京林业大学 风景园林学院, 南京 210037)

摘 要:为探索网约车夜间出行需求的时空影响机理,基于多尺度地理加权回归模型,从局部维度解析夜间 20:00~01:00(上半夜)和 01:00~06:00(下半夜)时段建成环境对网约车出行需求的影响及其空间异质性。结果表明:多尺度地理加权回归模型在拟合效果上优于地理加权回归模型和最小二乘回归模型,解释变量对网约车夜间出行需求的影响存在显著空间异质性。上半夜时段,交通枢纽站周边,公交站对网约车需求具有积极影响;下半夜,在城北区域,公交站对网约车需求呈现较强的正相关。人口密度在城北和中心区域对夜间网约车需求呈现正向影响,且从北部向南部区域影响逐渐降低。商务住宅在城北和中部区域与上半夜网约车出行需求呈现正相关,对下半夜网约车出行需求的正效应由东向西逐渐减弱。本文研究结果有助于深入理解不同时空条件下网约车出行需求的变化规律,可为优化运营策略和资源配置提供科学依据。

关键词:交通运输系统工程;网约车;夜间出行需求;空间异质性;多尺度地理加权回归

中图分类号:U491 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5497(2026)05-1288-12

DOI:10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20241027

Spatial and temporal heterogeneity analysis of influential factors of nighttime ride-hailing travel demand

DU Ming-yang¹, LI Xue-feng¹, XU Jia-cong¹, WANG Hui²

(1. College of Automobile and Traffic Engineering, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China; 2. College of Landscape Architecture, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China)

Abstract: In order to explore the spatio-temporal impact mechanism of the nighttime ride-hailing travel demand, this study examines the impact of built environment on ride-hailing demand and its spatial heterogeneity from the local dimension during 20:00-01:00 (the early night) and 01:00-06:00 (the late night), based on the multi-scale geographically weighted regression model. The results indicate that the fitting effect of MGWR model is better than that of geographically weighted regression and ordinary least squares models, and the effect of explanatory variables on the nighttime ride-hailing demand shows significant spatial heterogeneity. During the early night, around the transportation hubs, the bus station has

收稿日期:2024-09-22.

基金项目:国家自然科学基金项目(52302392);教育部人文社会科学研究基金项目(23YJCZH042).

作者简介:杜明洋(1993-),男,副教授,博士.研究方向:交通运输规划与管理.E-mail:duminyangseu@foxmail.com

通信作者:李雪峰(1990-),男,讲师,博士.研究方向:交通运输规划与管理.E-mail:lixuefengseu@foxmail.com

a positive impact on the ride-hailing demand; during the late night, in the north area, the bus station has a strong positive impact on the ride-hailing demand. In the northern and central regions, population density has a positive impact on the ride-hailing demand in both periods, and this impact gradually decreases from the north to the south area. Commercial residence in the northern and central areas shows a positive correlation with the ride-hailing demand during the early night, while this positive effect gradually weakens from the east to the west during the late night. The findings could help deepen the understanding of ride-hailing demand patterns under varying spatio-temporal conditions, and provide scientific basis for optimizing operational strategies and resource allocation.

Key words: engineering of communication and transportation system; ride-hailing; nighttime travel demand; spatial heterogeneity; multi-scale geographically weighted regression

0 引言

随着城市化的快速发展和人口流动性的增加,夜间出行需求日益增长,夜生活已成为许多居民生活的重要元素。城市夜间经济在总体经济中的比例持续上升,不仅满足了居民的社交需求,也提升了城市的吸引力,有助于塑造社会空间^[1]。由于大多数公共交通在夜间停止运营,网约车作为一种新兴的运输方式,通过网络预约系统提供按需服务,因而成为了夜间出行更为便捷、灵活的选择^[2]。然而,由于夜间活动在目的、规律、城市空间及设施利用等方面与日间活动存在本质差异,夜间出行需求的复杂性和多样性为网约车服务带来了新的挑战。此外,与日间相比,夜间交通状况也有所变化,这导致网约车出行需求的时空特性及影响因素存在显著差异。为此,网约车夜间出行特征及建成环境对其使用的影响机制均无法直接借鉴日间出行的研究结论^[3]。因此,深入探究夜间网约车出行需求的影响因素及其时空异质性,对于优化网约车的运营管理、提高服务效率及增强城市夜间经济活动的安全性和便捷性至关重要。同时,研究结果也有助于理解城市交通在夜间运营面临的挑战,并为城市夜间基础设施配套及公共交通规划提供理论支持^[4]。

当前,关于城市居民夜间活动及群体出行行为模式的研究大多集中于城市规划、人文地理以及社会学等领域,研究维度主要聚焦于采用问卷调查和多源数据解析居民夜间活动需求的影响因素及其作用机制。就问卷调查研究范式而言,柴彦威等^[5]指出夜间消费活动主要集中在购物、餐饮及娱乐休闲等方面,不同类型的夜间活动呈现出显著的空间分异。王晖等^[6]发现增加夜间商户

的服务种类和提升夜间出行的便利性能显著增加居民的夜间消费意愿。邵敏等^[7]发现年龄、游玩时间、陪伴情况和陪伴对象对夜间出行活动的目的决策产生显著影响。程龙等^[8]证实夜间步行距离与年龄、灯光强度、兴趣点(Point of interest, POI)多样性呈正相关,与住宅、交通设施及建筑密度呈负相关。在使用多源数据解析居民夜间出行活动方面,陈宏飞等^[9]通过分析西安市用户的微博数据,揭示了居民夜间出行活动在不同时段的分布规律及其时空演变特征。张天洁等^[10]基于百度热力、大众点评、POI、豆瓣同城等多源数据辨识城市夜间活力的高值及低洼区域,并在此基础上探讨其动静态耦合特征。程小云等^[4]构建了空间计量模型和多尺度地理加权回归模型探讨多种因素对夜间出行需求影响的空间效应。研究结果表明,美食和停车设施密度对夜间出行需求具有显著影响。

针对网约车夜间出行的研究,Tirachini等^[11]发现90%的新增Uber行程发生在夜间,且大多数行程的用户是低收入群体。He^[12]发现在夜间0~6点时段,周末的网约车司机数量多于工作日,这与周末午夜夜生活更多相关。Hughes等^[13]建立了空间误差回归模型研究网约车等待时间与社会经济指标之间的关系。结果表明,在对人口密度和收入差异调整后,区域中少数民族裔比例越高,夜间等待时间越长,白天等待时间越短。Wang等^[14]使用最小二乘回归(Ordinary least squares, OLS)和地理加权回归(Geographically weighted regression, GWR)模型探究网约车出行与建成环境之间的关系,结果表明,零售店、餐厅以及体育和娱乐服务对晚高峰和深夜时段的出行吸引影响更大。

综上所述,学者们已针对居民夜间出行行为的时空特性及其影响机理开展了一定的研究,并开始关注到网约车夜间出行需求与建成环境的关系。然而,关于夜间不同时段的网约车出行需求影响因素及其空间分异的研究仍显不足^[15]。基于此,本文依托成都市的多源数据,从全局和局部维度解析网约车夜间出行需求的影响因素及其空间异质性。首先,利用 OLS 和 GWR 模型分析主要解释变量对夜间网约车出行的直接和空间效应。其次,运用多尺度地理加权回归(Multiscale geographically weighted regression, MGWR)模型从局部视角探讨夜间不同时段网约车出行需求的影响因素及其空间异质性。以期揭示网约车夜间出行的变化规律与影响机理,为合理配置夜间商业和交通配套设施提供重要的理论依据和方法支撑。

1 数 据

1.1 研究区域

成都市位于中国西南地区,是该区域的经济

和文化中心,同时也是该地区的综合交通枢纽,如图 1(a)所示。

截至 2016 年,成都市的总面积为 14 335 km²,常住人口约 1 591.76 万。2016 年全市共运营 4 条地铁线路,客运总量达 5.61 亿人次,日均客流 153.21 万人次;运营公交线路 586 条,客运总量达 16.27 亿人次;公共交通分担率达 35%(https://baike.baidu.com/item/%E6%88%90%E9%83%BD%E5%85%AC%E4%BA%A4/3855465?fr=ge_ala)。截至 2016 年 9 月,滴滴出行平台已为成都市 850 万居民提供过出行服务^[16,17]。成都市一直积极发展夜经济,尤其在主城区(见图 1(b)),包括夜市、夜间文艺演出和灯光秀,因此夜间生活出行需求较高。由于夜间多数公共交通停止运营,网约车等新型出行方式可提供便捷的出行选择,已成为市民生活的重要组成部分。因此,选择成都市作为研究案例具有一定的代表性,研究结果有助于理解成都市居民夜间出行需求的变化,从而有利于决策者更好地配置交通资源。

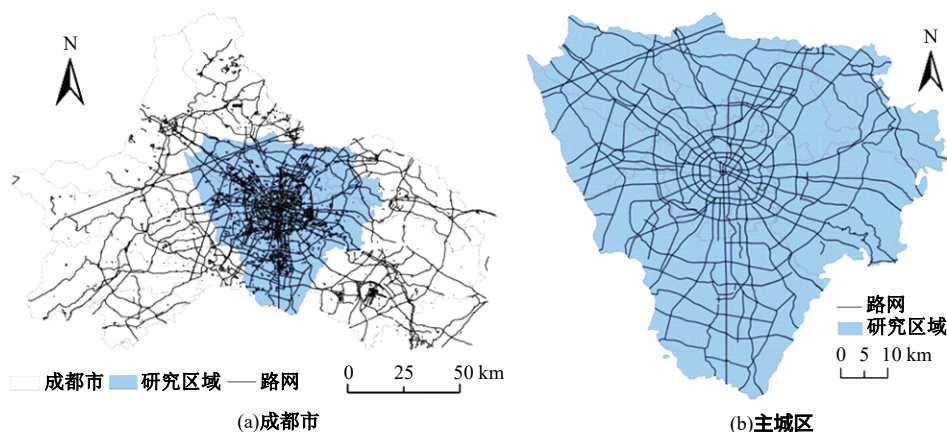


图 1 研究区域

Fig. 1 Research area

1.2 数据处理

成都市网约车数据来源于滴滴盖亚数据开放计划,该数据集包含 2016 年 11 月 1 日至 11 月 30 日的网约车订单信息(<https://outreach.didichuxing.com>),共计 6 105 003 次出行。字段主要包括订单 ID、乘客上下车时间以及上下车位置的经纬度信息。本文提取了该月工作日内 20:00~06:00 的网约车夜间出行数据,并绘制了出行量变化趋势图(见图 2,彩图参见电子版,下同)。由图 2 可以看出,在 01:00 前后,夜间出行需求量存在显著差异,主要因为 20:00~01:00 居民外出娱

乐、就餐或参加社交活动较为集中;然而,01:00~06:00 进入深夜至凌晨时段,出行需求急剧减少,主要涉及返家或极少数夜班工作的出行。鉴于此,本文将夜间样本分为 20:00~01:00 和 01:00~06:00 两个时间段进行更深入的分析,相应的样本量分别为 865 477 和 152 485 条。

此外,为了分析夜间网约车出行需求的影响因素,本文还收集了建成环境数据,包括道路网、人口和 POI 数据。其中,路网数据来源于 OpenStreetMap 的历史记录,许多研究已经使用过该数据来量化与道路相关的元素,并表明其具有良好

的可靠性^[17,18]。人口数据来自 WorldPop 发布的 2016 年中国人口栅格数据库 (<https://hub.worldpop.org/>)。POI 数据是基于 Python 通过 Amap 应用程序接口 (API) 从高德地图开放平台 (<https://lbs.amap.com/>) 获取,依据高德地图 POI 分类编码表,本文共选取 13 类 POI:餐饮服务、公司企业、购物服务、金融服务、科教服务、生活服务、休闲运动服务、医疗服务、政府机构、住宿服务、商务住宅、风景名胜和公共交通。由于高德 API 限制一个网格只能获取 900 个 POI 数据,本文使用 Python 划分矩形网格的方式爬取整个区域内的所有 POI 信息。为了更好地进行集计分析,本文将研究区域划分为多个 $1\text{ km} \times 1\text{ km}$ 的网格单元,并通过 ArcGIS 软件将订单和建成环境数据与网格单元在空间上进行匹配。

1.3 变量选择

为深入分析网约车夜间出行需求的时空异质性影响因素,本文分别将 20:00~01:00 和

01:00~06:00 的网约车出行需求设置为因变量;基于成都市的社会、经济、人文特征以及网约车出行的相关特性,同时考虑数据获取的可行性,本文选取 19 个解释变量并分为 5 类:道路网、人口密度、POI 数据、土地多样性和公共交通指标。其中,道路网密度通过计算每个网格内的道路长度与网格面积之比得出;人口密度则是通过计算各网格内的人口总数量与网格面积的比值确定;POI 数据和公共交通指标则通过计算各网格内每类兴趣点和公交站点、地铁站点的数量表征;土地多样性则是通过熵指数进行计算^[19],如式(1)所示。相关变量的描述统计结果如表 1 所示。

$$E_j = \frac{-\sum A_{jp} \ln A_{jp}}{\ln P_j} \quad (1)$$

式中: E_j 为网格 j 的土地利用熵指数; A_{jp} 为网格 j 中第 p 类用地所占的比例; P_j 为网格 j 中包含的用地类型数量。

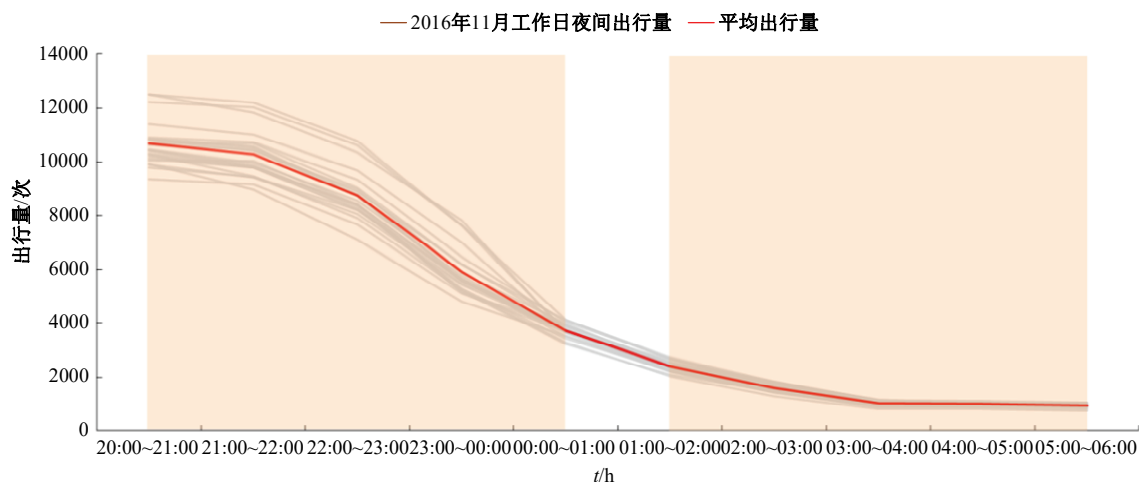


图2 工作日网约车夜间出行量趋势

Fig. 2 Nighttime ride-hailing travel demand on weekdays

2 模型构建

2.1 多重共线性检验

多个解释变量之间的高度相关性所产生的多重共线性会引起模型估计偏差^[20,21],因此,在进行模型估算前需去除与其他解释变量具有强相关性的变量。本文采用方差膨胀因子 (Variance inflation factor, VIF) 处理共线性问题,其通常用于评估多重共线性的严重程度,经验表明,其值超过 5 的解释变量通常被认为存在多重共线性^[17,22]。本文通过 OLS 模型筛选 VIF 值大于 5 且不满足显著性水平的变量^[23]。VIF 的计算公式如下:

$$\text{VIF} = \frac{1}{1 - R_i^2} \quad (2)$$

式中: R_i^2 为自变量 x_i 对其余自变量作回归分析的负相关系数。

2.2 空间自相关

空间自相关是指某一给定变量在某位置的值与其相邻位置同一变量值之间可能存在的相关性,即通过检测位置间的相似性或差异性理解变量如何在空间上聚集或分散。Moran's I 检验常用于检验空间自相关,它能够判断变量是否具有空间自相关性及其程度^[24,25]。Moran's I 统计量的取值范围值为 $-1 \sim +1$,正值表示空间聚集,负

表 1 变量描述统计结果
Table 1 Descriptive statistics results of variables

	变量	平均值	标准差
因变量	工作日 20:00~01:00 平均每日网约车订单量	28.18	105.75
	工作日 01:00~06:00 平均每日网约车订单量	4.96	18.10
自变量	主干路密度/(km·km ⁻²)	3.85	3.36
	次干路密度/(km·km ⁻²)	6.43	12.60
	支路密度/(km·km ⁻²)	4.31	3.39
	人口密度/(人·km ⁻²)	4 607.45	6 511.25
	餐饮服务设施 POI 数量	85.15	121.96
	公司企业服务设施 POI 数量	27.70	44.12
	购物服务设施 POI 数量	80.96	128.99
	金融服务设施 POI 数量	3.70	7.83
	科教服务设施 POI 数量	18.81	27.45
	生活服务设施 POI 数量	83.00	126.93
	休闲运动服务设施 POI 数量	11.21	18.15
	医疗服务设施 POI 数量	10.72	16.03
	政府机构设施 POI 数量	13.39	18.66
	酒店、住宿服务设施 POI 数量	4.23	9.89
	小区住宅设施 POI 数量	10.60	20.07
	风景名胜 POI 数量	1.03	2.89
	土地利用熵指数	0.82	0.15
	公交站点数量	5.34	4.65
	地铁站点数量	0.80	2.09

值则表示空间分散,而接近零则表示空间分布是随机的。该检验的零假设为自变量在空间上相互独立,检验统计量 I 提供了拒绝无效假设的置信度^[26],其公式计算如下:

$$I = \frac{n \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (x_i - x)(x_j - x)}{\sum_{i=1}^n (x_i - x)^2 \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}} \quad (3)$$

式中: x_i 为第 i 个网格的观测值; n 为总网格数; w_{ij} 为空间权重矩阵。

2.3 回归模型

本文运用 OLS、GWR 和 MGWR 模型对实际案例进行验证,并比较 3 种模型的拟合效果。

OLS 在空间计量经济学研究中具有较好的简洁性和易解释性,可以直观地量化并解释空间数据中变量间的关系。该模型假定解释变量在空间上的影响是恒定的^[27],因此属于全局系数回归方法,其模型表达式如下:

$$Y_i = \beta_{i0} + \sum_k \beta_{ik} X_{ik} + \epsilon_i \quad (4)$$

式中: Y_i 为第 i 个网格单元的因变量; X_{ik} 为网格单元 i 的第 k 个解释变量; β_{i0} 为截距; β_{ik} 为第 k 个解释变量的回归系数; ϵ_i 为网格单元 i 的误差项。

GWR 是对 OLS 回归模型的扩展,允许回归系数的局部变化,从而有效地解决空间异质性问题并检验空间非平稳关系^[28]。网约车出行需求数据通常存在空间自相关性,即相邻地区的出行需求可能相互影响,GWR 模型能够基于局部空间关系建模,可更好地反映夜间不同时间段的出行需求特征,其表达式如下^[27]:

$$Y_i = \beta_{i0}(u_i, v_i) + \sum_k \beta_{ik}(u_i, v_i) X_{ik} + \epsilon_i \quad (5)$$

式中: (u_i, v_i) 为第 i 个网格单元的地理坐标; $\beta_{i0}(u_i, v_i)$ 为网格单元 i 的截距; $\beta_{ik}(u_i, v_i)$ 为网格单元 i 的第 k 个解释变量的回归系数。

MGWR 模型进一步优化了经典 GWR 模型中的带宽选择问题,在传统 GWR 模型中,所有解释变量使用相同的带宽,即这些变量带宽的平均值。而 MGWR 模型允许每个解释变量具有不同的带宽,通过为每个变量分别选取最优带宽进行回归分析,MGWR 模型能更好地处理变量之间的尺度差异和带宽差异,从而更准确地反映变量之间的异质性,提高对空间数据的估计精度,其表达式如下^[17,29]:

$$Y_i = \beta_{bwc0}(u_i, v_i) + \sum_k \beta_{bwc k}(u_i, v_i) X_{ik} + \epsilon_i \quad (6)$$

式中: $\beta_{bw0}(u_i, v_i)$ 为在 $bw0$ 带宽条件下第 i 个网格单元的回归常数项; β_{bwk} 为在 bwk 带宽条件下第 i 个网格单元的第 k 个解释变量的回归系数。

3 模型结果与分析

3.1 多重共线性及空间自相关检验

为了处理解释变量之间可能存在的多重共线性问题,首先,对 19 个自变量进行皮尔逊相关系

数分析,并使用逐步回归方法去除 VIF 大于 5 的变量以及那些不满足显著性水平的变量^[17,23]。其次,进行空间自相关检验,Moran's I 检验的结果如表 2 所示。最终,逐步回归筛选出 10 个自变量,其 VIF 值均小于 5,表明这些解释变量间不存在多重共线性。每个变量的 Moran's I 检验 P 值均小于 0.05,且 Z 值均为正,表明这些变量在空间上存在显著的相关性和集聚性。

表 2 多重共线性检验及空间自相关检验

变量	上半夜(20:00~01:00)		下半夜(01:00~06:00)		空间自相关		
	回归系数	VIF	回归系数	VIF	Moran's I	Z 值	P 值
20:00~01:00	—	—	—	—	0.326	134.529	0.000
01:00~06:00	—	—	—	—	0.328	134.877	0.000
主干路密度	0.056***	1.115	0.049***	1.114	0.092	37.268	0.000
支路密度	-0.074***	1.221	-0.073***	1.219	0.070	28.623	0.000
人口密度	0.121***	1.386	0.113***	1.384	0.307	128.010	0.000
购物服务	0.183***	2.156	—	—	0.166	68.001	0.000
金融服务	0.207***	3.141	0.213***	3.139	0.252	103.250	0.000
休闲运动服务	0.134***	2.659	0.210***	2.626	0.214	87.361	0.000
医疗服务	-0.136***	1.529	-0.117***	1.480	0.072	29.367	0.000
住宿服务	0.318***	2.643	0.238***	2.470	0.183	76.093	0.000
商务住宅	0.160***	2.540	0.291***	2.412	0.278	113.085	0.000
公交站点	-0.114***	2.454	-0.097***	2.416	0.248	100.433	0.000

注:***表示显著性水平为 0.01;**表示显著性水平为 0.05;*表示显著性水平为 0.1。

3.2 模型结果比较

基于筛选的解释变量,本文构建了 OLS、GWR 和 MGWR 模型,并通过 4 项诊断指标评估模型的拟合效果,包括 AIC、AICc、 R^2 值和调整后的 R^2 值,相关结果如表 3 所示。其中,较低的 AIC 和 AICc 以及较高的 R^2 和调整后的 R^2 代表更优的模型性能和更高的精确度。例如,在上半夜(20:00~01:00)的模型中,MGWR 模型相较于 OLS 和 GWR 模型展现出显著的提升,其调整后

的 R^2 值提高了 0.297 和 0.005。同时,AIC 和 AICc 值相比于 OLS 和 GWR 分别下降了 2 280.366 和 168.862 以及 2 187.322 和 284.143。在下半夜(01:00~06:00)的模型中,MGWR 模型同样表现出了较好的拟合效果和更强的数据解释能力。这些结果表明,MGWR 模型在处理网约车夜间出行需求数据时具有较高的适应性和较优越的性能。

表 3 OLS、GWR、MGWR 模型拟合效果比较

指标	上半夜(20:00~01:00)			下半夜(01:00~06:00)		
	OLS	GWR	MGWR	OLS	GWR	MGWR
AIC	2 464.393	352.889	184.027	1 783.039	1 049.603	982.341
AICc	2 466.625	563.446	279.303	1 785.327	1 131.779	1 012.445
R^2	0.649	0.953	0.952	0.609	0.876	0.867
调整后 R^2	0.646	0.938	0.943	0.606	0.847	0.849

3.3 模型结果分析

表 4 为 MGWR 模型各回归系数的描述性统计,包括每个解释变量的平均值、标准差、最小值、中位数、最大值和带宽,以此反映不同解释变量对

网约车上半夜(20:00~01:00)和下半夜(01:00~06:00)需求影响的空间非平稳性和异质性。

带宽的数值反映了解释变量对夜间网约车出行需求的空间作用尺度,其值越小,表示该变量作

表 4 MGWR 模型估计结果

Table 4 Estimation results of MGWR model

变量	上半夜(20:00~01:00)						下半夜(01:00~06:00)					
	平均值	标准差	最小值	中位数	最大值	带宽	平均值	标准差	最小值	中位数	最大值	带宽
主干路密度	0.003	0.000	0.002	0.003	0.004	1 361	0.016	0.001	0.013	0.017	0.018	928
支路密度	-0.018	0.087	-0.701	-0.000	0.057	87	-0.004	0.001	-0.006	-0.004	-0.002	928
人口密度	0.016	0.007	0.002	0.017	0.027	865	-0.007	0.025	-0.049	-0.006	0.040	492
购物服务	0.037	0.077	-0.052	0.007	0.466	87	—	—	—	—	—	—
金融服务	0.105	0.066	0.017	0.090	0.325	211	0.127	0.048	0.027	0.130	0.214	336
休闲运动服务	0.070	0.136	-0.065	0.010	0.672	80	0.140	0.206	-0.070	0.047	0.708	96
医疗服务	0.003	0.058	-0.141	-0.007	0.400	80	-0.004	0.082	-0.279	-0.015	0.311	88
住宿服务	0.093	0.101	0.001	0.044	0.310	220	0.063	0.003	0.057	0.063	0.067	905
商务住宅	0.042	0.072	-0.108	0.031	0.303	87	0.176	0.148	-0.073	0.170	0.490	169
公交站点	-0.006	0.055	-0.241	-0.008	0.206	87	-0.028	0.089	-0.357	-0.022	0.230	89

用范围的空间异质性越大,反之则越小^[17]。在MGWR模型中,各解释变量的带宽取值不同,且在夜间不同时段,带宽值也存在差异。在上半夜模型中,休闲运动服务、医疗服务、商务住宅、购物服务、公交站点、支路密度的作用尺度均较小,表明这些变量对网约车上半夜出行需求的空间异质性较大;主干路密度、人口密度的作用尺度较大,暗示这些变量对网约车上半夜出行需求的空间异质性较小。在下半夜模型中,医疗服务、公交站点、休闲运动服务的作用尺度较小,表明其对网约车下半夜出行需求的空间异质性较大;主干路密度、支路密度、住宿服务的作用尺度较大,表明其对网约车下半夜出行需求的空间异质性较小。

为了更详细地说明典型设施与夜间网约车需求的关系,本文选取公交站点、人口密度、金融服务、医疗服务、住宿服务、商务住宅这6个解释变量分析夜间不同时段MGWR模型回归系数的时空异质性,并运用ArcGIS软件对模型的估计结果进行可视化,相关解释变量的系数空间分布如图3所示。

从公交站点回归系数的空间分布可知,上半夜时段(20:00~01:00),公交站在主城西北区域对夜间网约车出行具有正向影响,但影响程度较低。该时段公共交通班次的减少导致部分乘客倾向于选择网约车。此外,夜间出行的安全性问题也会增加乘客对网约车的需求,尤其是女性等独自出行者。在交通枢纽站如成都站和双流国际机场周边,上半夜时段公交站对网约车需求的正向影响程度较大。主要因为火车站和机场周边存在大量出行需求,公共交通难以完全满足,而网约车可以起到较好的补充作用。下半夜时段(01:00~06:00),在主城北部区域,公交站对网约车需求产生较强的正向影响。主要是因为该时段公共交通

服务基本停运、乘客特定的出行目的以及安全的考量。在成都站和双流国际机场周边,公交站对网约车下半夜出行需求仍呈现出较强的正相关性。

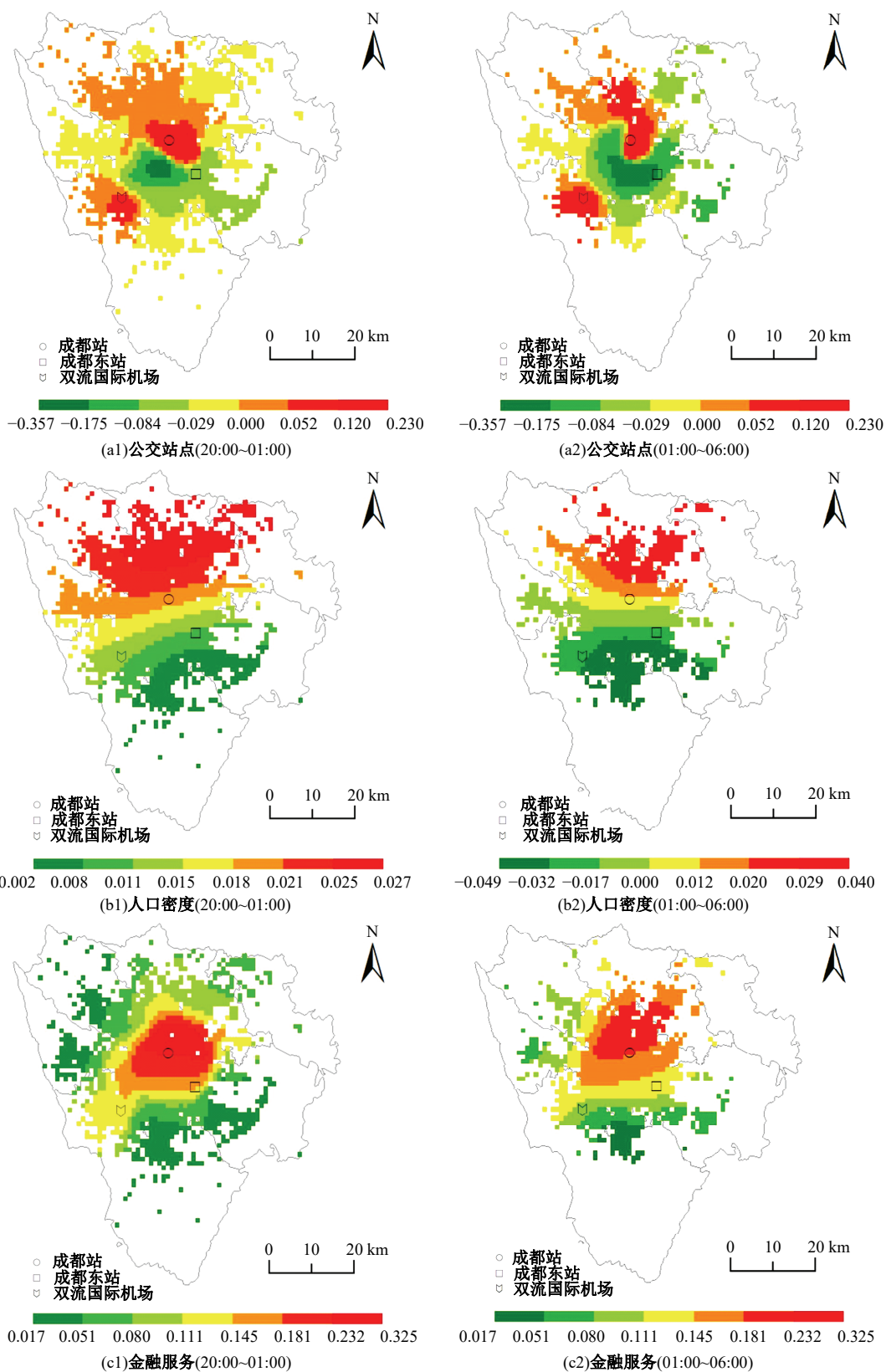
基于人口密度回归系数的空间分布结果可知,人口密度在主城北部和中心区域对上半夜和下半夜的网约车出行需求均有正向影响,且从北部向南部区域影响逐渐降低。这是因为,北部区域有电子科技大学成都学院、电子科技大学(九里堤)、西南交通大学(九里、犀浦校区)等高校,其相对年轻化的人口结构和夜间活动的丰富性会在一定程度上促进网约车出行。此外,在下半夜,主城南部区域人口密度对网约车出行需求呈现负相关性,这是因为该区域以居民区为主,其夜间活动的频率相对较低,居民在夜间出行的需求减少。

从金融服务回归系数的空间分布可知,在上半夜时段(20:00~01:00),金融服务对网约车需求呈现出正相关关系,且从主城中心向外围正向影响逐渐减弱,表明金融活动的集中性和夜间商业活跃性在主城中心区域吸引了大量出行需求,这种需求随距离的增加而减弱。在下半夜时段(01:00~06:00),金融服务在主城中心区域对网约车需求呈现出正向相关关系,说明该区域的金融服务在深夜时段仍具有一定吸引力,可能因为部分金融服务是中心区夜间少数对外开放的服务场所之一,吸引了那些有特定出行需求或者目的的人群选择使用网约车。对比之下,在城市外围,金融服务对网约车需求则呈现较弱的正相关性。

根据医疗服务回归系数的空间分布结果可知,在主城中心区域,医疗服务设施对于上半夜和下半夜的网约车出行具有正向影响。具体而言,在上半夜时段,成都站和成都东站附近的医疗服务设施对网约车需求的正向影响尤为明显。而在

下半夜时段,成都站附近的医疗服务设施对网约车需求的正向影响也较为明显,且这种正相关性从主城中部向外围逐渐减弱。这是因为,医疗服务设施通常在夜间时段仍保持一定的活动性,特

别是在城市的主要交通枢纽周边,集中了大量的医疗机构和服务点,因此居民在晚间就医出行需求增加时,更倾向于利用网约车等便捷交通工具。随着从主城中部向外围区域移动,医疗服务设施



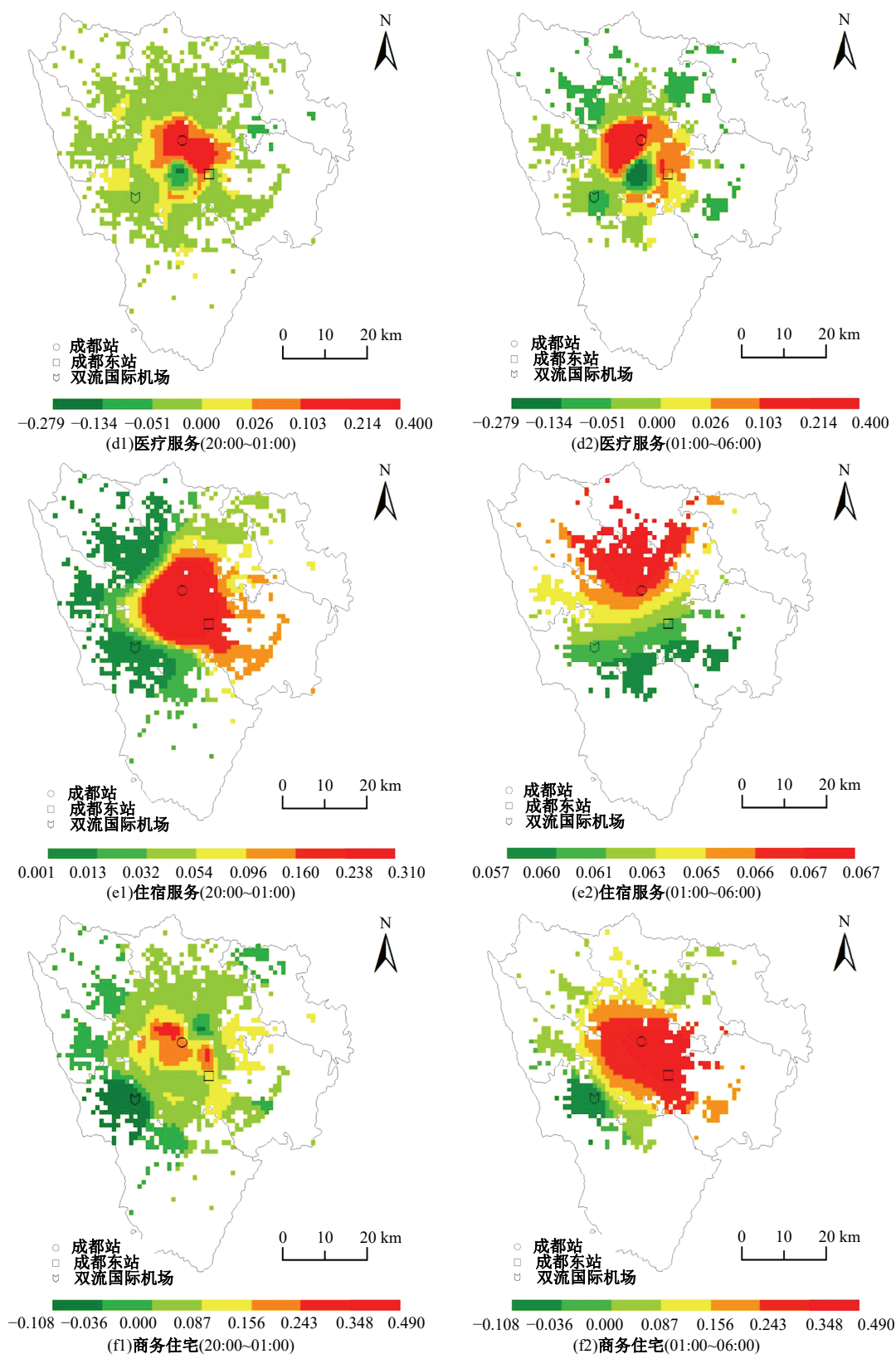


图 3 MGWR 模型回归系数的空间分布

Fig.3 Spatial distribution of regression coefficients in MGWR model

的分布密度逐渐减少,从而导致其对网约车需求的影响逐渐减弱。

从住宿服务回归系数的空间分布结果可知,

在上半夜(20:00~01:00),住宿服务对网约车需求显示出较强的正相关,尤其在主城中心区域更为明显。这一现象可归因于夜间游客和商务出行

的增加,市中心的住宿服务吸引了更多的消费者,进而推动了网约车出行的需求。在下半夜(01:00~06:00),在成都市北部,住宿服务对网约车需求呈现出较强的正相关性。这是因为,在该区域内有犀浦站、犀浦东站、安靖站和天回镇站等火车站,而北部的居住设施开发密度相对较低,网约车恰好能满足下半夜这些站点乘客到住宿服务的出行需求。相对而言,主城中心及其他区域则呈现出较弱的正相关,可能与夜间客流减少及住宿服务的利用率低有关。

从商务住宅回归系数的空间分布可知,住宅在以成都站和成都东站为中心的主城北部和中部区域对上半夜的网约车出行需求呈现正相关。上半夜时段,居民可能需要前往社交、购物或工作场所,导致对网约车的需求增加。此外,交通枢纽附近的商务活动频繁,进一步推动了出行需求。下半夜时段,商务住宅在城市中心及东部区域显示出与网约车需求的强正相关关系,且正效应由东向西逐渐减弱。

4 结 论

(1)与OLS和GWR模型相比,MGWR模型能够更精确地揭示上半夜和下半夜时段不同解释变量对网约车出行需求的空间尺度影响,从而提供更细致的空间异质性解释。

(2)上半夜模型中,休闲运动服务、医疗服务、商务住宅、购物服务、公交站点、支路密度对夜间网约车出行需求的空间异质性较大;下半夜模型中,医疗服务、公交站点、休闲运动服务对夜间网约车出行需求的空间异质性较大。

(3)上半夜时段,在交通枢纽站如成都站和双流国际机场周边,公交站对网约车需求的积极影响显著;下半夜时段,在主城北部区域,公交站对网约车需求产生较强的正向影响。鉴于此,为了满足乘客的夜间出行需求,可通过价格激励措施,鼓励网约车司机在上半夜时段前往交通枢纽站提供接驳服务;下半夜时段可以考虑在主城北部区域设置专门的网约车接客点,以提升这些区域的交通可达性。

(4)人口密度在主城北部和中心区域对上半夜和下半夜的网约车出行均有正向影响,且从北部向南部区域影响逐渐降低。住宿服务对上半夜网约车需求显示出明显的正相关,尤其在主城中

心区域;对下半夜网约车需求的正相关在北部区域更加明显。

(5)在主城中心区域,医疗服务设施对于上半夜和下半夜的网约车出行具有正向影响,尤其在成都站和成都东站附近。商务住宅在以成都站和成都东站为中心的主城北部和中部区域对上半夜的网约车出行需求呈现正相关,下半夜对网约车出行需求的正效应则从东向西逐渐减弱。鉴于此,在主要交通枢纽及医疗设施周边,网约车平台可合理引导司机前往这些区域接单,以使得这些区域的需求能及时响应。

参考文献:

- [1] 毛中根,龙燕妮,叶胥. 夜间经济理论研究进展[J]. 经济动态, 2020(2): 103-116.
Mao Zhong-gen, Long Yan-ni, Ye Xu. Research progress on night-time economy[J]. Economic Perspectives, 2020(2): 103-116.
- [2] Du J, Rakha H A, Breuer H. An in-depth spatiotemporal analysis of ride-hailing travel: the Chicago case study[J]. Case Studies on Transport Policy, 2022, 10(1): 118-129.
- [3] Qiao S, Yeh A. Is ride-hailing a valuable means of transport in newly developed areas under TOD-oriented urbanization in China? Evidence from Chengdu city [J]. Journal of Transport Geography, 2021, 96: No. 103183.
- [4] 程小云,张学宇,施澄,等. 基于多源数据的夜间出行需求空间效应及其异质性分析[J]. 中国公路学报, 2021, 34(12): 288-301.
Cheng Xiao-yun, Zhang Xue-yu, Shi Cheng, et al. Analysis of spatial effect and its heterogeneity on night-time travel based on multi-source data[J]. China Journal of Highway and Transport, 2021, 34(12): 288-301.
- [5] 柴彦威,尚嫣然. 深圳居民夜间消费活动的时空特征[J]. 地理研究, 2005, 24(5): 803-810.
Chai Yan-wei, Shang Yan-ran. The study on the temporal-spatial characteristics of the consumer activities of Shenzhen residents at night[J]. Geographical Research, 2005, 24(5): 803-810.
- [6] 王晖,王晋立. 北京居民夜间消费倾向实证研究——基于IV-logit回归模型的分析[J]. 城市问题, 2021(2): 75-83.
Wang Hui, Wang Jin-li. The empirical study on night consumption tendency of Beijing residents: Based on IV-logit regression model[J]. Urban Prob-

- lems, 2021(2): 75-83.
- [7] 邵敏, 伍旭中, 胡一鸣. 中等城市居民夜间旅游行为决策研究——以芜湖市为例[J]. 山东省农业管理干部学院学报, 2020, 37(12): 49-53.
- Shao Min, Wu Xu-zhong, Hu Yi-ming. Study on decision-making of night tourism behavior of residents in medium-sized cities: a case study of Wuhu city in Anhui province[J]. The Journal of Shandong Agriculture and Engineering University, 2020, 37(12): 49-53.
- [8] 程龙, 何周倩, 何仲禹, 等. 建成环境与灯光对夜间步行的影响探究——以南京市主城区为例[J]. 上海城市规划, 2022(4): 109-116.
- Cheng Long, He Zhou-qian, He Zhong-yu, et al. The influence of built environment and lighting on night walking: a case study of Nanjing[J]. Shanghai Urban Planning Review, 2022(4): 109-116.
- [9] 陈宏飞, 李君轶, 秦超, 等. 基于微博的西安市居民夜间活动时空分布研究[J]. 人文地理, 2015, 30(3): 57-63.
- Chen Hong-fei, Li Jun-yi, Qin Chao, et al. Study on spatio-temporal distribution of residents' nocturnal activities of Xi'an based on micro-blog[J]. Human Geography, 2015, 30(3): 57-63.
- [10] 张天洁, 苏静. 基于多源数据的"夜津城"活力时空特征及规划策略研究[J]. 现代城市研究, 2023(12): 59-66.
- Zhang Tian-jie, Su Jing. Research on the spatiotemporal characteristics and planning strategies of "Night Tianjin" vitality based on multi-source data[J]. Modern Urban Research, 2023(12): 59-66.
- [11] Tirachini A, Gomez-Lobo A. Does ride-hailing increase or decrease vehicle kilometers traveled (VKT)? A simulation approach for Santiago de Chile[J]. International Journal of Sustainable Transportation, 2020, 14(3): 187-204.
- [12] He Z. Portraying ride-hailing mobility using multi-day trip order data: a case study of Beijing, China[J]. Transportation Research Part A: Policy and Practice, 2021, 146: 152-169.
- [13] Hughes R, Mackenzie D. Transportation network company wait times in Greater Seattle, and relationship to socioeconomic indicators[J]. Journal of Transport Geography, 2016, 56: 36-44.
- [14] Wang S, Noland R B. Variation in ride-hailing trips in Chengdu, China[J]. Transportation Research Part D: Transport and Environment, 2021, 90: No. 102596.
- [15] Liu F, Gao F, Yang L, et al. Exploring the spatially heterogeneous effect of the built environment on ride-hailing travel demand: a geographically weighted quantile regression model[J]. Travel Behaviour and Society, 2022, 29: 22-33.
- [16] 龙雪琴, 赵欢, 周萌, 等. 成都市建成环境对网约车载客点影响的时空分异性研究[J]. 地理科学, 2022, 42(12): 2076-2084.
- Long Xue-qin, Zhao Huan, Zhou Meng, et al. Spatio-temporal heterogeneity of the impact of built environment in Chengdu on online car-hailing passengers' pick-up points[J]. Scientia Geographica Sinica, 2022, 42(12): 2076-2084.
- [17] 潘义勇, 徐家聪, 尤逸文, 等. 网约车出行需求影响因素多尺度空间异质性分析[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2025, 55(5): 1567-1575.
- Pan Yi-yong, Xu Jia-cong, You Yi-wen, et al. Multi-scale spatial heterogeneity analysis of influencing factors of ride-hailing travel demand[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2025, 55(5): 1567-1575.
- [18] Wu C, Kim I, Chung H. The effects of built environment spatial variation on bike-sharing usage: a case study of Suzhou, China[J]. Cities, 2021, 110: No. 103063.
- [19] Rey-Devesa P, Benitez C, Prudencio J, et al. Volcanic early warning using Shannon entropy: multiple cases of study[J]. Journal of Geophysical Research: Solid Earth, 2023, 128(6): No. e2023JB026684.
- [20] Thompson E S, Saveyn P, Declercq M, et al. Characterisation of heterogeneity and spatial autocorrelation in phase separating mixtures using Moran's I[J]. Journal of Colloid and Interface Science, 2018, 513: 180-187.
- [21] Vandenbulcke G, Dujardin C, Thomas I, et al. Cycle commuting in Belgium: spatial determinants and 're-cycling' strategies[J]. Transportation Research Part A: Policy and Practice, 2011, 45(2): 118-137.
- [22] Pan Y, Chen S, Niu S, et al. Investigating the impacts of built environment on traffic states incorporating spatial heterogeneity[J]. Journal of Transport Geography, 2020, 83: No. 102663.
- [23] Moran P A. Notes on continuous stochastic phenomena[J]. Biometrika, 1950, 37(1/2): 17-23.
- [24] Wheeler D, Tiefelsdorf M. Multicollinearity and correlation among local regression coefficients in geographically weighted regression[J]. Journal of Geographical Systems, 2005, 7(2): 161-187.

- [25] Hayes A F, Cai L. Using heteroskedasticity-consistent standard error estimators in OLS regression: an introduction and software implementation[J]. Behavior Research Methods, 2007, 39: 709-722.
- [26] Zhang B, Chen S, Ma Y, et al. Analysis on spatio-temporal urban mobility based on online car-hailing data[J]. Journal of Transport Geography, 2020, 82: No. 102568.
- [27] Brunson C, Fotheringham A S, Charlton M E. Geographically weighted regression: a method for exploring spatial nonstationarity[J]. Geographical Analysis, 1996, 28(4): 281-298.
- [28] 马书红, 廖国美, 黄岩, 等. 建成环境对交通小区地铁通勤客流的异质性影响[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2024, 54(7): 1913-1922.
Ma Shu-hong, Liao Guo-mei, Huang Yan, et al. Heterogeneity of built environment on commuter passenger flow of subway in traffic analysis zones[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2024, 54(7): 1913-1922.
- [29] Fotheringham A S, Yang W, Kang W. Multiscale geographically weighted regression (MGWR)[J]. Annals of the American Association of Geographers, 2017, 107(6): 1247-1265.