

# 网约车出行需求影响因素多尺度 空间异质性分析

潘义勇,徐家聪,尤逸文,全勇俊

(南京林业大学汽车与交通工程学院,南京 210037)

**摘要:**为探索不同出行距离尺度下网约车出行需求影响机理,基于多源数据对不同距离网约车出行需求进行分析。以长短距离网约车出行需求为因变量构建多尺度地理加权回归模型,揭示道路网、土地利用、人口分布和公共交通等建成环境因素对长短距离网约车出行需求的影响及其空间异质性。结果表明:MGWR的拟合结果优于传统地理加权回归模型和最小二乘法模型,长短距离网约车出行需求影响因素具有显著的空间异质性;主干路密度在市中心与短距离网约车出行需求呈正相关,在城市外围与长距离网约车出行需求呈负相关;人口密度在城市外围与长距离网约车出行需求呈正相关,在中心城区与短距离网约车出行需求呈负相关;短距离网约车在市中心与公共交通之间存在竞争,长距离网约车在城市周边补充公共交通服务的不足。研究结果有助于动态优化车辆配置调度,促进网约共享出行的可持续发展。

**关键词:**交通运输系统工程;网约共享出行;空间异质性;建成环境;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(2025)05-1567-09

**DOI:**10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20230789

## Multi-scale spatial heterogeneity analysis of influencing factors of ride-hailing travel demand

PAN Yi-yong, XU Jia-cong, YOU Yi-wen, QUAN Yong-jun

(College of Automobile and Traffic Engineering, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China)

**Abstract:** In order to explore the influential mechanism of multi-scale ride-hailing travel demand, the travel demand of ride-hailing are analyzed based on the multi-source data. Constructs a multi-scale geographically weighted regression (MGWR) model with short and long distance ride-hailing travel demand as the dependent variable. The effects of built environmental attributes such as road network, land use, population density and public transportation on the demand for ride-hailing and their spatial heterogeneity were revealed. The model results show that the fit of the multi-scale geographical weighted regression model is better than the traditional geographical weighted regression (GWR) model and the ordinary least square (OLS) model, and the influential factors for ride-hailing travel demand have significant spatial heterogeneity. The primary roads density is positively correlated with the short-distance ride-hailing in the city center, and negatively correlated with long-distance ride-hailing in the city

收稿日期:2023-07-27.

基金项目:国家自然科学基金项目(51508280).

作者简介:潘义勇(1980-),男,副教授,博士.研究方向:交通运输规划与管理.E-mail:uoupanyg@njfu.edu.cn

periphery. Population density is positively correlated with long-distance ride-hailing in the suburbs, and negatively correlated with the demand for short-distance ride-hailing in the central urban area. Short-distance ride-hailing competes with public transport in the urban centers, while long-distance ride-hailing complements the lack of public transport services around the city. The findings can not only dynamically optimize vehicle configuration and scheduling, but also promote the sustainable development of ride-hailing and shared mobility.

**Key words:** engineering of communications and transportation system; ride-hailing shared mobility; spatial heterogeneity; built environment; multi-scale geographically weighted regression

## 0 引言

共享出行给城市交通系统带来了深刻变革,网约车的快速发展不仅改变了出行者的出行习惯,也成为城市交通系统不可或缺的一部分<sup>[1]</sup>。然而,城市规模的持续扩张加剧了网约车供需失衡。从出行距离尺度视角来看,较短距离的网约车出行需求更集中于市中心且更有可能替代自行车和步行<sup>[2]</sup>;而较长距离的网约车出行需求分散在城市外围,导致传统出租车和公共交通客流流失<sup>[3]</sup>。对此,有必要研究不同距离尺度下网约车出行需求的影响机理及空间异质性,从而科学地优化交通资源配置,平衡网约车与各种交通方式之间的关系,促进城市的交通管理与规划。

目前针对网约车出行需求特性及其影响因素的研究主要从两个维度展开。一是基于问卷调查的网约车出行行为分析。钟军等<sup>[4]</sup>利用双重差分方法探讨网约车对城市公交的影响;Javid等<sup>[5]</sup>通过结构方程分析收集的531份样本数据,发现30岁以上、低收入人群和之前有使用网约车经历的乘客更倾向于使用网约车服务;袁亮等<sup>[6]</sup>基于问卷数据分析了城市居民对网约车的选择意愿及影响因素。结果表明,高峰期出行、网约车配置档次高、网约车本地牌照等因素对城市居民选择网约车的意愿具有显著的正向影响。二是基于多源数据分析网约车需求影响因素及其空间异质性。现有研究多采用线性回归模型<sup>[7]</sup>、空间误差模型<sup>[8]</sup>、空间杜宾模型<sup>[9]</sup>等非集计与集计模型分析其影响因素,但上述模型只提供全局估计,从而忽视了空间异质性。为了检验空间非平稳性,一些学者利用地理加权回归(Geographically weighted regression, GWR)模型研究网约车出行需求在空间上的差异。Zheng等<sup>[10]</sup>构建GWR模型分析社会经济和建成环境对网约车出行需求的时空影

响。结果显示,房价、公司企业、餐饮、旅游景点、土地混合度和交通可达性显著促进网约车需求,而教育设施和建筑密度抑制网约车需求。Wang等<sup>[11]</sup>通过成都市滴滴出行1个月的数据构建GWR模型,探究工作日不同时间段建成环境对网约车出行需求的影响。结果表明,人口密度、道路密度、房价和公共交通可达性都对网约车的需求产生正向影响。许心越等<sup>[12]</sup>构建时空地理加权随机森林模型分析建成环境对城市轨道交通客流的影响。结果表明,工作人口数量与公交接驳量对客流预测影响最为显著。尹超英等<sup>[13]</sup>构建考虑空间异质性的多层Logistic模型探讨建成环境对长春市居民通勤方式选择的影响。结果表明,居民通勤方式选择存在显著的空间异质性。Yu等<sup>[14]</sup>应用地理加权泊松回归模型研究建成环境与网约车出行需求之间的空间关系。结果表明,土地利用、基础设施、交通可达性对网约车出行需求具有显著影响。马书红等<sup>[15]</sup>基于西安市地铁数据构建GWR模型探索建成环境与地铁客流的关系。结果表明,人均GDP、土地利用混合度、交叉口密度、地铁出入口密度对地铁客流具有显著影响。然而,GWR模型每个解释变量的带宽均相同,为各个解释变量带宽的平均值<sup>[16]</sup>。为此,构建允许每个解释变量的带宽不同的多尺度地理加权回归(Multi-scale geographically weighted regression, MGWR)模型,探讨不同距离尺度下网约车出行需求的影响因素及其空间异质性。

综上所述,当前针对不同距离尺度下网约车出行特性、影响因素及空间异质性的研究鲜有涉及,缺乏系统化的论证分析。为此,本文基于成都市多源数据,从全局和局部维度分别揭示不同距离尺度下网约车出行需求影响因素及其空间异质性,优化网约车的时空资源配置。首先,构建包含道路网、土地利用、公共交通等3类建成环境要素

共18个不同距离尺度下网约车出行需求影响因素的指标体系;其次,利用全局回归模型和空间计量模型,分析主要解释变量对不同距离尺度下网约车出行需求的直接效应与空间效应;最后,基于MGWR模型从局部维度研究不同距离尺度下网约车出行需求影响因素的空间异质性。研究结果可通过优化建成环境与交通规划为不同距离尺度下网约车供需匹配提供理论依据。

## 1 数据

### 1.1 研究区域

成都市不仅是四川省重要的经济中心,还是中国西南部地区的重要交通枢纽,如图1(a)所示。根据国家统计局数据,2016年成都市辖11区5市4县,全市土地面积为14 335 km<sup>2</sup>,常住人口1 591.76万人。截至2016年9月,滴滴出行平台为成都市850万用户提供服务,即每10个人中就有6个使用过滴滴出行<sup>[17]</sup>,网约车市场具有一定代表性。研究区域主要包括成都市的11个主城区,该区域集中了绝大部分网约车需求,如图1(b)所示。

### 1.2 数据处理

本本采用滴滴盖亚数据开放计划提供的2016年11月成都市网约车数据,包含订单ID、上车地点和下车地点的经纬度坐标、上车和下车的时间。将重复数据和不符合规则的数据进行清洗,并计算每个订单的欧氏距离,获得所选区域工作日内有效数据共444.03万条。短距离出行和长距离出行通常具有不同的出行目的和出行模

式,经过处理的数据中,50%的出行距离<5.24 km。根据5.24 km将所有订单划分为两个数据集,出行距离<5.24 km为短距离行程(SDT),出行距离>5.24 km为长距离行程(LDT)<sup>[18]</sup>。基于此,选取长短距离出行量作为因变量进行分析。

所需多源数据还包括研究区域的人口数据、路网数据和兴趣点(Point of interest, POI)数据。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/>)。路网数据来源于OpenStreetMap的历史数据(<https://www.openstreetmap.org/>)。POI数据利用Python编写的网络爬虫法从高德地图开放平台获取(<https://lbs.amap.com/>)。为了给长短距离网约车出行需求的空间分析提供一个合理的尺度参考,在研究区域建立1 km×1 km的网格单元,通过地理信息系统(Geographic information system, GIS)将所处理的数据匹配至相应的网格单元<sup>[19]</sup>。

### 1.3 变量选择

考虑成都市的社会、经济、人文和网约车出行的特征,以及数据获取的难易程度,本文选取18个长短距离网约车出行需求的解释变量,并分为3类,即道路网指标、土地利用指标和公共交通指标<sup>[10]</sup>。研究所用变量如表1所示。

(1)道路网指标。道路作为交通的载体,其密度和等级结构都会对网约车的需求量产生影响。本文是基于OpenStreetMap获取的数据,利用GIS将成都市道路分为主干路、次干路和支路,并将3种等级道路匹配至网格单元,计算3种等级道路密度,反映网约车运营环境的友好性。

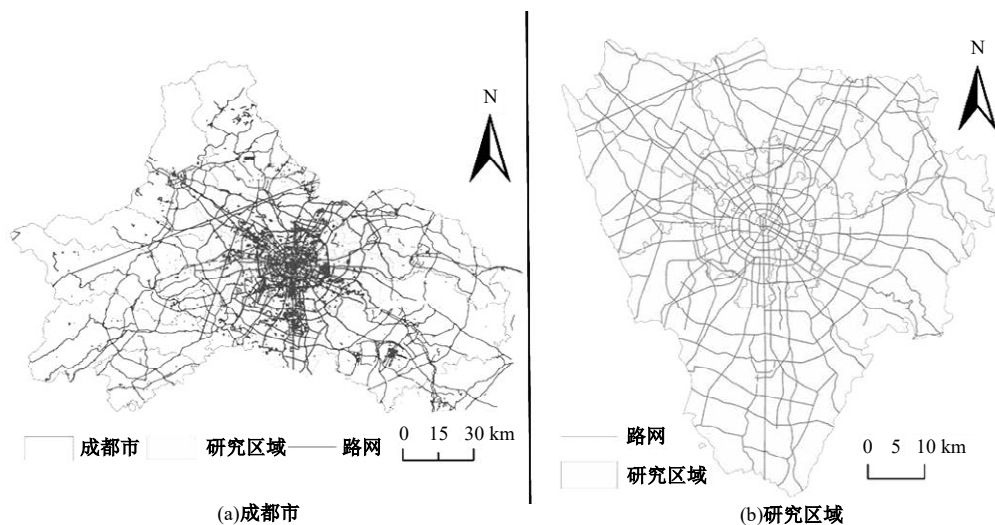


图1 研究区域概况

Fig. 1 Overview of the study area

表 1 变量描述统计结果

Table 1 Descriptive statistics results of variables

变量	描述	平均值	标准差
因变量			
LDT	工作日长距离网约车 订单量	1 280.19	3 796.45
SDT	工作日短距离网约车 订单量	1 280.37	6 034.85
道路网指标			
主干路 $X_1$	主干路密度/( $\text{km}\cdot\text{km}^{-2}$ )	3.63	3.33
次干路 $X_2$	次干路密度/( $\text{km}\cdot\text{km}^{-2}$ )	6.44	13.19
支路 $X_3$	支路密度/( $\text{km}\cdot\text{km}^{-2}$ )	4.06	3.44
土地利用指标			
人口分布 $X_4$	人口密度/( $\text{人}\cdot\text{km}^{-2}$ )	3 928.26	6 048.32
餐饮服务 $X_5$	餐饮服务设施 POI 数量	24.08	41.51
公司企业 $X_6$	公司企业 POI 数量	23.85	40.70
购物服务 $X_7$	购物服务设施 POI 数量	67.51	119.56
金融服务 $X_8$	金融服务设施 POI 数量	3.04	7.17
科教服务 $X_9$	科教文化服务设施 POI 数量	15.48	25.57
生活服务 $X_{10}$	生活服务设施 POI 数量	68.14	117.94
休闲服务 $X_{11}$	休闲服务设施 POI 数量	9.31	16.78
医疗服务 $X_{12}$	医疗机构设施 POI 数量	8.90	14.93
政府机构 $X_{13}$	政府单位 POI 数量	11.55	17.36
住宿服务 $X_{14}$	酒店住宿设施 POI 数量	3.45	9.04
商务住宅 $X_{15}$	小区住宅 POI 数量	8.69	18.44
风景名胜 $X_{16}$	景点服务设施 POI 数量	0.93	2.76
公共交通指标			
地面公交 $X_{17}$	公交站点数量	4.63	4.48
地铁 $X_{18}$	地铁站点数量	0.65	1.91

(2)土地利用指标。网约车需求与人口规模和社会经济活动密切相关。人口密度在一定程度上决定网约车需求的规模,而 POI 的数量和类型能够反映土地利用和开发强度。本文将人口栅格数据和 12 类 POI 的数量匹配至对应网格单元。

(3)公共交通指标。网约车作为一种出行服务工具,其他公共交通设施会对其需求量产生直接影响。本文选取公交站点数量和地铁站点数量作为公共交通指标的变量,反映网约车对公共交通的可达性。

## 2 研究方法

### 2.1 多重共线性检验

若干个解释变量之间的高度相关性可能导致多重共线性问题,造成模型估计的偏差<sup>[20]</sup>。为提高模型的预测精度,本文通过两个步骤筛选解释变量。首先,对各解释变量进行皮尔逊相关系数

检验,剔除系数 $>0.7$ 的解释变量<sup>[21]</sup>。其次,利用方差膨胀因子(Variance inflation factor, VIF)分析解释变量之间的多重共线性。VIF 通常用来衡量多重共线性的严重程度,VIF $>5$ 的解释变量则被认为是多重共线性变量。本文通过逐步回归模型剔除 VIF $>5$ 和不满足显著性水平的变量<sup>[10]</sup>。

### 2.2 空间自相关

空间自相关可反映某一给定变量的值和相邻位置同一变量的值之间潜在的相关性。Moran's I 检验通常用于空间自相关检验,它可以确定变量是否具有空间自相关性和相关度<sup>[22,23]</sup>。Moran's I 统计量的范围为 $-1\sim 1$ 。正值表示空间聚集,负值表示空间分散,接近零值表示空间随机分布。Moran's I 检验的无效假设是自变量在空间上是独立的,而检验统计量可以提供拒绝无效假设的置信度<sup>[24]</sup>。Moran's I 的计算公式为:

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

式中: $x_i$ 为第  $i$  个区域的观测值; $n$ 为总的区域数; $w_{ij}$ 为空间权重矩阵。

### 2.3 回归模型

本文采用了 3 种回归模型进行实证分析,分别为最小二乘法(Ordinary least square, OLS)模型、GWR 模型和 MGWR 模型,并对比了 3 种模型的拟合效果。

OLS 是一种普通的线性回归模型,它通过最小化残差的平方和来估计回归系数。OLS 假设解释变量在空间上的影响是固定的,属于基于全局的系数回归算法<sup>[11]</sup>。OLS 模型公式如下:

$$Y_i = \beta_{i0} + \sum_k \beta_{ik} X_{ik} + \epsilon_i \quad (2)$$

式中: $Y_i$ 为第  $i$  个网格单元的因变量; $X_{ik}$ 为第  $k$  个自变量; $\beta_{i0}$ 为截距; $\beta_{ik}$ 为第  $k$  个自变量的回归系数; $\epsilon_i$ 为网格单元  $i$  的误差项。

GWR 模型作为 OLS 模型的扩展,允许回归系数局部变化,并能估计每个地点的空间系数,而不是假设为跨区域的固定系数,从而解决空间异质性问题并检验空间非平稳关系<sup>[25]</sup>。GWR 模型公式如下:

$$Y_i = \beta_{i0}(u_i, v_i) + \sum_k \beta_{ik}(u_i, v_i) X_{ik} + \epsilon_i \quad (3)$$

式中: $Y_i$ 为第  $i$  个网格单元的因变量; $(u_i, v_i)$ 为第  $i$

个网格单元的地理坐标;  $X_{ik}$  为第  $k$  个自变量;  $\beta_{i0}(u_i, v_i)$  为截距;  $\beta_{ik}(u_i, v_i)$  为第  $k$  个自变量的回归系数;  $\varepsilon_i$  为网格单元  $i$  的误差项。

MGWR 模型改进了经典 GWR 模型带宽选择的缺陷。GWR 模型每个解释变量的带宽均相同,反映为各变量带宽的平均值。MGWR 模型放宽了所有局部系数空间过程尺度相同的假设,允许每个解释变量的带宽是不同的,并使用各自的最优带宽进行回归,从而解决了不同变量尺度和带宽不同的问题,直观地呈现解释变量间的异质性特点,并提高空间数据的估计精度<sup>[15]</sup>。MGWR 模型公式如下:

$$Y_i = \beta_{bw_0}(u_i, v_i) + \sum_k \beta_{bw_k}(u_i, v_i) X_{ik} + \varepsilon_i \quad (4)$$

式中:  $\beta_{bw_0}(u_i, v_i)$  为在  $bw_0$  带宽条件下第  $i$  个网格单元的回归常数项;  $\beta_{bw_k}(u_i, v_i)$  为在  $bw_k$  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;  $\varepsilon_i$  为网格单元  $i$  的误差项。

### 3 模型结果与分析

#### 3.1 多重共线性检验及空间自相关检验

消除各解释变量之间的多重共线性并进行空间自相关检验。通过皮尔逊相关系数检验,发现解释变量“餐饮服务”与“购物服务”“金融服务”“生活服务”“休闲服务”的相关系数分别为 0.730、0.720、0.926、0.848,解释变量“金融服务”与“科教服务”“生活服务”“休闲服务”“政府机构”的相关系数分别为 0.786、0.799、0.726、0.724。剔除变量“餐饮服务”“生活服务”“金融服务”“科教服务”和“政府机构”之后,通过逐步回归筛选的变量以及 Moran's I 结果如表 2 所示。逐步回归最终结果共选取 8 个变量,所筛选的变量均显著且 VIF 在 1.112~2.325,均 < 5,表明所选自变量之间不存在多重共线性。每个变量 Moran's I 检验结果  $P$  值均 < 0.05,且  $Z$  值都为正,表明所选变量具有显著的空间相关性并在空间上聚集。

表 2 多重共线性检验及空间自相关检验结果

Table 2 Multicollinearity test and spatial autocorrelation test results

变量	长距离 网约车	短距离 网约车	空间自相关			VIF
	回归 系数	回归 系数	Moran's I	Z 值	P 值	
LDT			0.452	193.613	0.000	
SDT			0.376	161.972	0.000	
主干路	0.063***	0.057***	0.102	43.361	0.000	1.112
人口分布	0.200***	0.164***	0.359	156.490	0.000	1.441
公司企业	0.103***	0.093***	0.201	86.061	0.000	1.601
购物服务	0.253***	0.190***	0.205	88.196	0.000	2.325
休闲服务	0.266***	0.264***	0.255	108.842	0.000	2.077
医疗服务	-0.115***	-0.160***	0.103	44.025	0.000	1.622
商务住宅	0.256***	0.465***	0.323	137.649	0.000	2.279
地面公交	-0.052***	-0.250***	0.297	125.970	0.000	2.167

#### 3.2 模型结果比较

基于 OLS 模型筛选出的解释变量,分别建立 GWR 模型和 MGWR 模型,并比较 3 种模型的拟合效果。选取 4 个诊断指标评估模型的拟合效果,如表 3 所示。其中,  $AIC_c$  值越低、 $R^2$  值和  $R^2_{Adj}$  值越高,表明模型拟合效果越好、精度越高<sup>[10]</sup>。对于长距离网约车出行需求模型, MGWR 模型  $R^2$  值相比 GWR 与 OLS 分别提高了 0.017 和 0.351;  $R^2_{Adj}$  值相比 GWR 与 OLS 分别提高了 0.025 和 0.339;  $AIC_c$  值相比 GWR 与 OLS 分别减小了 683.715 和 2 716.43。从带宽角度来看,全局 OLS 模型的带宽为样本总数 1 734;局部 GWR 模型假设所有变量作用尺度在空间上均一致,所有变量的带宽为 75; MGWR 模型假设不同变量作用尺度在空间上具有不同的带宽,区间为 [61,

表 3 OLS、GWR 与 MGWR 模型结果比较

Table 3 Comparison results of GWR, OLS and MGWR models

模型	长距离网约车出行需求 (LDT)				短距离网约车需求 (SDT)			
	$AIC_c$	$R^2$	$R^2_{Adj}$	带宽	$AIC_c$	$R^2$	$R^2_{Adj}$	带宽
OLS	3 344.308	0.602	0.600	1 734	3 540.129	0.554	0.552	1 734
GWR	1 311.593	0.936	0.914	75	1 250.937	0.938	0.917	75
MGWR	627.878	0.953	0.939	[61,417]	-312.400	0.974	0.966	[47,1 733]

417]。MGWR 模型更加准确和有效且验证了解释变量的空间异质性和非平稳性。

### 3.3 模型结果分析

表 4 为 MGWR 模型拟合回归系数的描述性统计,包括各个自变量回归系数的平均值、标准差、最小值、中位数、最大值及所有自变量的带宽,可反映不同解释变量对长短网约车出行需求的影响程度。其中,当拟合回归系数为正值时,表示对网约车出行需求有促进作用,反之则对网约车出行需求有抑制作用。

由表 4 可知,各解释变量的回归参数在正负值区间变化且带宽取值各不相同,反映了建成环境指标对短距离网约车出行需求的影响在不同地区具有空间非平稳性和空间异质性。

带宽反映了解释变量对短距离网约车出行需求的空间作用尺度,其值越小,表明该变量作用范围的空间异质性越大,反之则越小。由表 4 可知,各解释变量在 MGWR 模型中带宽取值不同,且在不同距离尺度下略有差异。其中,主干路、医疗服务和商业住宅的作用尺度均较小,表明三者作用范围的空间异质性较大;购物服务对短距离网约车出行需求的作用尺度最小(47),表明其对短距离网约车出行需求的空间异质性较大。MGWR 模型各解释变量的回归系数随不同的空

间位置变化,即具有空间上的非平稳性,各解释变量的系数空间分布如图 2 所示。

从道路网指标来看,图 2(a)显示了主干路密度回归系数的空间分布。主干路密度在市中心及其周围地区对长距离网约车出行需求具有积极影响。这主要是因为城市周边道路条件良好,且市中心有大量的通勤出行和消费、娱乐休闲出行的需求;同时,在主干路完善的城市外围,网约车被作为从郊区前往市中心的主要出行方式。然而,主干路密度系数在机场附近为负值,反映为长距离网约车出行需求不足。此外,主干路密度在市中心与短距离网约车出行需求呈正相关。

从人口分布密度来看,图 2(b)为人口密度回归系数的空间分布。人口密度在市中心对长短距离网约车出行需求都有正向影响。在人口集中的市中心,交通基础设施可获得性高,具有不同距离出行需求的出行者可以采用其他交通方式替代网约车。人口密度在城市周围对长距离网约车出行需求的影响更加显著。大量就业机会分布在市中心,务工人员居住在城市周边,从而造成职住分离,导致通勤者更加依赖网约车。人口密度在市中心和北部对短距离网约车出行需求影响更加显著,这两个地区混合土地利用程度高,交通基础相对发达且人口分布集中,居民出行方式更加多元化,从而产生更多的短距离网约车出行需求。

从土地利用指标的影响来看,图 2(d)显示了购物服务回归系数的空间分布。购物服务在市中心与长距离网约车出行需求呈显著正相关,且从市中心向外呈现出弱—强—弱的分布特征。购物服务在市中心对短距离网约车出行需求具有显著的正向影响,说明在购物设施集中的市中心吸引更多的短距离网约车出行需求。图 2(e)显示了休闲服务回归系数的空间分布。休闲服务对市中心和北部的长距离网约车出行需求产生正向作用。相比于短距离网约车出行需求,休闲服务对长距离网约车出行需求的正向影响范围更加广泛,表明在城市外围,具有休闲娱乐出行需求的出行者的出行距离较长。休闲服务在市中心与短距离网约车出行需求呈现高度正相关。运动和休闲服务设施多的地区会产生更多的短距离网约车出行需求,这也符合出行者的出行特点,即以休闲娱乐为主要目的。图 2(f)显示了医疗服务回归系数的空间分布医疗服务对长距离网约车出行需求的

表 4 MGWR 模型估计结果

Table 4 MGWR model estimation results

变量	平均值	标准差	最小值	中位数	最大值	带宽
常数项	-0.118	0.240	-0.332	-0.217	0.824	61
主干路	0.019	0.069	-0.118	0.002	0.536	61
人口分布	0.078	0.088	-0.129	0.069	0.719	97
公司企业	0.008	0.069	-0.213	0.001	0.399	61
LDT 购物服务	0.038	0.111	-0.139	-0.002	0.496	409
休闲服务	0.114	0.145	-0.029	0.046	0.746	61
医疗服务	0.054	0.035	0.007	0.040	0.154	417
商务住宅	0.030	0.088	-0.204	0.010	0.472	61
地面公交	0.059	0.088	-0.039	0.025	0.479	68
常数项	-0.143	0.165	-0.236	-0.205	0.760	61
主干路	0.013	0.055	-0.060	0.000	0.499	59
人口分布	0.024	0.052	-0.098	0.005	0.322	61
公司企业	0.005	0.050	-0.180	0.001	0.359	61
SDT 购物服务	0.018	0.070	-0.196	0.003	0.483	47
休闲服务	0.053	0.111	-0.011	0.005	0.580	61
医疗服务	0.004	0.037	-0.073	-0.001	0.241	54
商务住宅	0.049	0.109	-0.060	0.004	0.573	47
地面公交	-0.006	0.000	-0.007	-0.006	-0.005	1 733

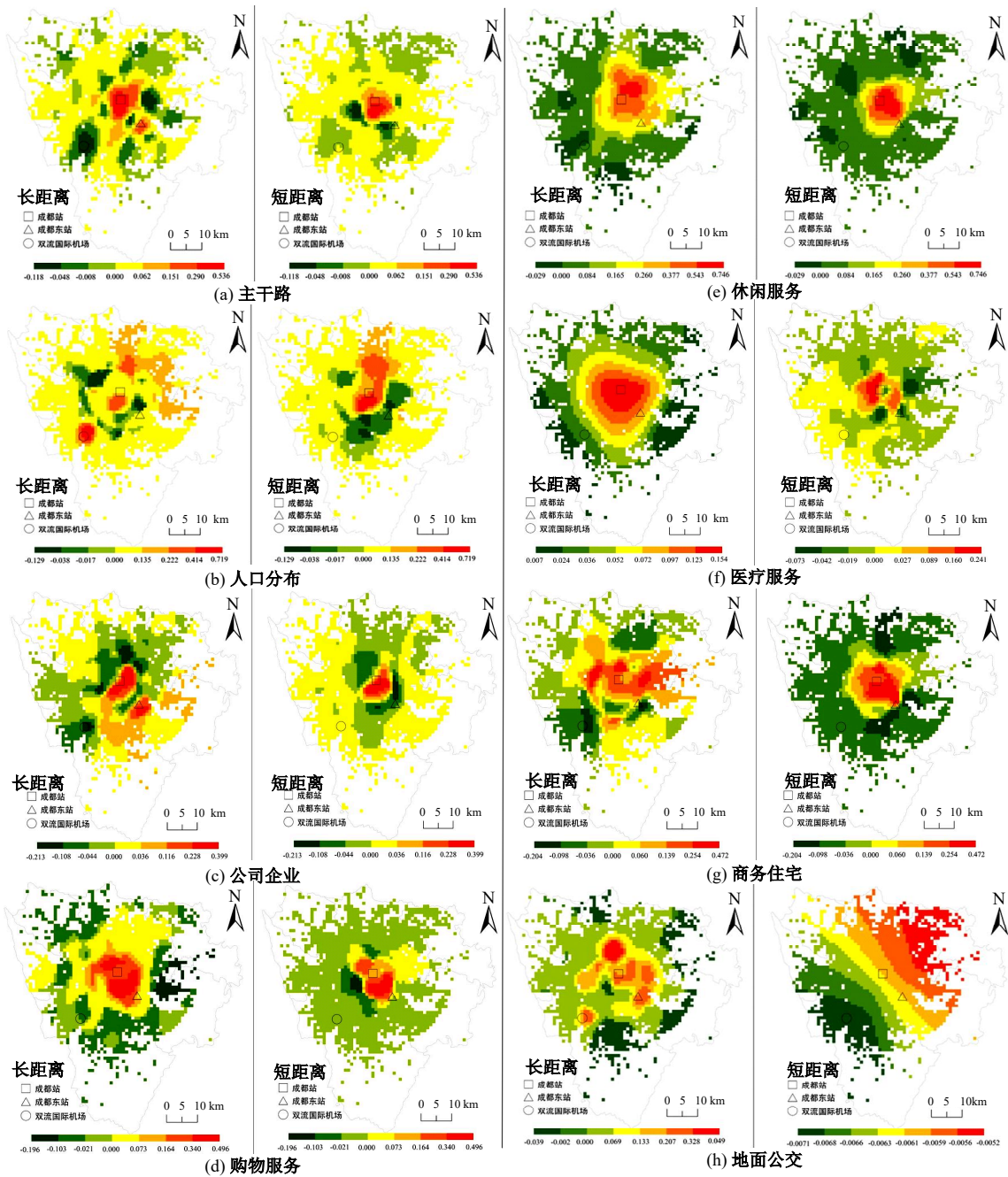


图 2 MGWR 模型回归系数的空间分布

Fig. 2 Spatial distribution of regression coefficients of MGWR model

正向影响表现为从城市中心到城市外围逐渐减弱的特征。医疗服务对短距离网约车出行需求的正向影响主要集中在市中心,表明市中心优质的医疗设施增加短距离网约车出行需求。

从公共交通指标来看,图 2(h)显示了地面公交回归系数的空间分布。公交车在城市外围对长距离网约车出行需求同样具有显著正向影响。城市外围公共交通基础设施发展相对滞后,从这些地区乘坐公共交通前往市中心所花费的时间比网约车更长。此外,为了使用公共交通,出行者要先

解决“第一公里”和“最后一公里”接驳问题。因此,出行者由于公交车较长的出行时间和换乘带来的不便从而选择网约车实现长距离出行。这表明在城市外围,网约车可以作为公共交通的一种补充。在成都东站附近,公交站点数量对长距离网约车出行需求具有积极影响。高铁站附近有大量的长距离出行需求,普通的公交车难以满足,网约车进而填补了公交车的空白。此外,公交车在全市区域对短距离网约车出行需求具有负向作用,尤其在市中心。市中心的公共交通基础设施

发展完善,出行者使用公交车能够实现短距离出行,导致了市中心网约车与公交车之间的竞争。综上所述,公交车与网约车之间既存在竞争关系,又存在补充关系。

## 4 结 论

(1)相比于 OLS 模型与 GWR 模型, MGWR 模型揭示了各个变量的空间尺度影响,更加清晰地解释长距离网约车出行需求影响因素的空间异质性。

(2)短距离网约车出行需求影响因素及其空间异质性。人口密度和主干路密度在市中心对短距离网约车出行需求具有显著影响。地面公交在市中心与短距离网约车出行需求呈正相关,表明在交通设施发达的市中心,网约车与公交车之间存在激烈的竞争关系。为了促进短距离网约车出行转向可持续交通方式,建议在人口密度较大的城市中心增加公共交通补贴,提高市中心短距离网约车出行单价,促使非紧急出行者使用公共交通以实现短距离出行。

(3)长距离网约车出行需求影响因素及其空间异质性。休闲服务和地面公交在城市外围对长距离网约车出行需求具有显著影响,表明网约车作为从城市外围到城市中心的主要出行方式,有效地补充了城市外围公共交通的空白。为了满足郊区出行者长距离出行需求,建议通过价格激励政策鼓励网约车司机为城市外围地区的长距离出行者服务。此外,在城市周边的公交站附近建立停车换乘(park and ride)设施,以实现长距离网约车出行转向短距离网约车出行,这使得出行者可以更加快速到达公交站以实现长距离出行。同时,这也有利于缓解地铁站“最后一公里”和“第一公里”接驳问题。

本文基于成都市多源数据,分析了人口分布、路网结构及建成环境对不同距离尺度下网约车出行需求的空间异质性。研究结果具有普遍适用性,可供其他城市参考,并为交通配套设施及城市建成环境的合理空间布局提供理论支撑。此外,本文仅从整月的网约车订单量探讨长距离网约车出行需求影响因素的空间关系,无法从整月的多个时间截面分析其时空特性。后续研究可考虑加入地铁、公交车、出租车的轨迹数据,并从多个时间维度分析其时空异质性。

## 参考文献:

- [1] 陈喜群. 网约共享出行研究综述[J]. 交通运输系统工程与信息, 2021, 21(5): 77-90.  
Chen Xi-qun. A survey of research on network-sharing travel [J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2021, 21(5): 77-90.
- [2] Gehrke S R, Felix A, Reardon T G. Substitution of ride-hailing services for more sustainable travel options in the greater Boston region[J]. Transportation Research Record, 2019, 2673(1): 438-446.
- [3] Acheampong R A, Siiba A, Okyere D K, et al. Mobility-on-demand: An empirical study of internet-based ride-hailing adoption factors, travel characteristics and mode substitution effects[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2020, 115: 102638.
- [4] 钟军, 林岩, 杭宇. 中国城市网约车服务对公交使用量的影响[J]. 交通运输系统工程与信息, 2020, 20(5): 234-239.  
Zhong Jun, Lin Yan, Hang Yu. Impact of ride-hailing service on use of public transport in China's cities [J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2020, 20(5): 234-239.
- [5] Javid M A, Abdullah M, Ali N. Travellers' perceptions about ride-hailing services in Lahore: An extension of the theory of planned behavior[J]. Asian Transport Studies, 2022, 8: 100083.
- [6] 袁亮, 吴佩勋. 城市居民对网约车与出租车的选择意愿及影响因素研究: 基于江苏省调查数据的 Logistic 分析[J]. 软科学, 2018, 32(4): 120-123.  
Yuan Liang, Wu Pei-xun. Study on the choice and influence factors of urban residents' selection of network-booking and taxis: Logistic analysis based on the survey data of Jiangsu province[J]. Soft Science, 2018, 32(4): 120-123.
- [7] Hou Y, Garikapati V, Weigl D, et al. Factors influencing willingness to pool in ride-hailing trips[J]. Transportation Research Record, 2020, 2674(5): 419-429.
- [8] Huang G, Qiao S, Yeh A G O. Spatiotemporally heterogeneous willingness to ridesplitting and its relationship with the built environment: A case study in Chengdu, China[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2021, 133: 103425.
- [9] Barajas J M, Brown A. Not minding the gap: Does ride-hailing serve transit deserts? [J]. Journal of

- Transport Geography, 2021, 90: 102918.
- [10] Zheng Z, Zhang J, Zhang L, et al. Understanding the impact of the built environment on ride-hailing from a spatio-temporal perspective: A fine-scale empirical study from China[J]. *Cities*, 2022, 126: 103706.
- [11] Wang S, Noland R B. Variation in ride-hailing trips in Chengdu, China[J]. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 2021, 90: 102596.
- [12] 许心越,孔庆雪,李建民,等. 建成环境对轨道交通客流的时空异质性影响分析[J]. *交通运输系统工程与信息*, 2023, 23(4):194-202.  
Xu Xin-yue, Kong Qing-xue, Li Jian-min, et al. Analysis of spatio-temporal heterogeneity impact of built environment on rail transit passenger flow[J]. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 2023, 23(4):194-202.
- [13] 尹超英,邵春福,王晓全,等. 考虑空间异质性的建成环境对通勤方式选择的影响[J]. *吉林大学学报:工学版*, 2020, 50(2):543-548.  
Yin Chao-ying, Shao Chun-fu, Wang Xiao-quan, et al. Influence of built environment on commuting mode choice considering spatial heterogeneity[J]. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2020, 50(2):543-548.
- [14] Yu H, Peng Z R. Exploring the spatial variation of ridesourcing demand and its relationship to built environment and socioeconomic factors with the geographically weighted Poisson regression[J]. *Journal of Transport Geography*, 2019, 75: 147-163.
- [15] 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.
- [16] An R, Wu Z, Tong Z, et al. How the built environment promotes public transportation in Wuhan: A multiscale geographically weighted regression analysis [J]. *Travel Behaviour and Society*, 2022, 29: 186-199.
- [17] 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. Spatiotemporal 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.
- [18] Liu X, Gong L, Gong Y, et al. Revealing travel patterns and city structure with taxi trip data[J]. *Journal of Transport Geography*, 2015, 43: 78-90.
- [19] Chen C, Feng T, Ding C, et al. Examining the spatial-temporal relationship between urban built environment and taxi ridership: Results of a semi-parametric GWPR model[J]. *Journal of Transport Geography*, 2021, 96: 103172.
- [20] 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.
- [21] Du M, Cheng L, Li X, et al. Spatial variation of ridesplitting adoption rate in Chicago[J]. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 2022, 164: 13-37.
- [22] 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.
- [23] 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.
- [24] Moran P A P. Notes on continuous stochastic phenomena[J]. *Biometrika*, 1950, 37(1): 17-23.
- [25] Brunson C, Fotheringham A S, Charlton M E. Geographically weighted regression: A method for exploring spatial nonstationarity[J]. *Geographical Analysis*, 1996, 28: 281-298.