

DOI:10.19951/j.cnki.1672-9331.20220405001

文章编号:1672-9331(2023)02-0104-11

引用格式:王振报,龚鑫,吴巍,等.建成环境对网约车出行需求影响机制研究[J].长沙理工大学学报(自然科学版),2023,20(2):104-114.

Citation: WANG Zhenbao, GONG Xin, WU Wei, et al. Research on the influence mechanism of built environment on online car-hailing travel demand [J]. J Changsha Univ Sci Tech (Nat Sci), 2023, 20(2): 104-114.

# 建成环境对网约车出行需求影响机制研究

王振报<sup>1</sup>, 龚鑫<sup>1</sup>, 吴巍<sup>1</sup>, 刘卓<sup>2</sup>

(1. 河北工程大学 建筑与艺术学院, 河北 邯郸 056038; 2. 北京工业大学 交通工程北京市重点实验室, 北京 100124)

**摘要:**【目的】研究建成环境对网约车出行需求的影响。【方法】以成都为例,采用不同尺度规则网格与交通分区两种方法,将研究范围划分为8种空间单元,针对每一种空间单元,利用多尺度地理加权回归(MGWR)模型进行回归分析,确定最优空间分析单元,根据最优带宽将建成环境影响因素划分为局部、区域和全局变量,分析各建成环境变量影响程度的空间异质性和尺度差异,探讨建成环境与网约车需求量之间的关系。【结果】100 m网格为最佳的空间单元划分尺度,在该划分尺度下,早晚高峰网约车需求回归模型决定系数 $R^2$ 分别为94.5%和96.7%;不同建成环境影响因素的空间尺度差异较大,且局部系数具有空间异质性,在早晚高峰不同时段变化较大。【结论】最佳空间分析单元可为预测网约车交通需求的交通分区提供参考,在针对不同区位进行客流需求调整时,空间异质性结果为制定更加合理的建成环境及更新策略提供决策依据。

**关键词:**城市交通;网约车;建成环境;多尺度地理加权回归;空间异质性

中图分类号:U491

文献标志码:A

## 0 引言

随着网约车需求量的激增,城市交通高峰时段“打车难”“等车久”现象日益凸显。研究建成环境对网约车出行需求的影响,在优化城市资源配置,缓解交通拥堵,促进网约车可持续发展等方面具有重要意义。目前对网约车的研究主要集中在出行行为、需求预测及优化管理等方面<sup>[1-3]</sup>,随着城市规模不断扩张,越来越多的学者开始关注建成环境对交通出行的影响<sup>[4]</sup>。建成环境作为一种人为环境受人类行为及政策的影响,其维度由最初CERVERO等<sup>[5]</sup>提出的“3D”,拓展为“5D”<sup>[6]</sup>,现已发展为“7D”<sup>[7]</sup>,即密度、多样性、设计、目的地可达性、交通距离、需求管理及人口统计特征。在影响因素的选取上,现有研究主要关注的是建成环境的密度、多样性及设计3个维度对网约车出行需

求的影响<sup>[8-10]</sup>,建成环境为“7D”维度下的多因素对网约车需求量的影响有待进一步分析。

可塑性面积单元问题(modifiable areal unit problem, MAUP)是指分析结果随空间尺度或划区方式的不同而变化的问题,研究表明MAUP是出行行为分析中必不可少的基本问题<sup>[11]</sup>。在空间单元的划分上,现有研究多采用方格网<sup>[12]</sup>、交通分区(traffic analysis zone, TAZ)<sup>[13]</sup>和泰森多边形<sup>[14]</sup>等方法。季航宇等<sup>[15]</sup>通过对比上海市不同尺度回归模型,分析人口结构对出租车空间分布不平衡的影响。在网约车相关研究中,多采用单一尺度网格进行样本集计<sup>[16]</sup>,较少考虑不同空间单元划分对模型精度产生的影响。

在模型方法的运用上,基于普通最小二乘法(ordinary least square, OLS)的多元线性回归模型<sup>[17]</sup>和地理加权回归(geographically weighted regression, GWR)模型<sup>[18]</sup>应用较多,相比而言,

收稿日期:2022-04-05;修回日期:2022-04-27;接受日期:2022-05-08

基金项目:国家自然科学基金资助项目(52008006);河北省社会科学发展研究课题(20210201407)

通信作者:王振报(1978—)(ORCID: 0000-0002-6402-6280),男,教授,主要从事城市规划与GIS方面的研究。

E-mail: wangzhenbao@hebeu.edu.cn

投稿网址: <http://cslgxbzk.csust.edu.cn/cslgdxzbzk/home>

GWR模型具有相同带宽且考虑了变量的空间异质性,在交通领域应用广泛<sup>[19]</sup>。而多尺度地理加权回归(multi-scale geographical weighted regression, MGWR)模型<sup>[20]</sup>中不同变量具有不同的带宽水平,模型拟合优度更高<sup>[21]</sup>。MGWR模型主要应用于环境科学领域<sup>[22]</sup>、公共卫生领域<sup>[23]</sup>及城市房价影响机制<sup>[24]</sup>的研究中,在交通领域主要应用于建成环境对交通事故<sup>[25]</sup>及城市轨道交通<sup>[26]</sup>的影响研究中,因此有待进一步利用MGWR模型研究建成环境与网约车出行需求之间的内在影响机制。

因此,本研究针对上述问题,对成都市三环内的区域进行多种空间单元划分,基于成都市网约车订单数据和建成环境“7D”影响因素数据集,利用MGWR模型对不同空间单元网约车需求量进行回归分析,确定最优空间单元划分方法,探讨建成环境对网约车出行需求的影响机制,分析各建成环境因素影响程度的空间异质性及尺度差异。

## 1 研究数据

### 1.1 研究范围

本研究以成都市城区三环内的区域为研究区,该区域包括金牛区、青羊区、武侯区、锦江区、成华区和龙泉驿区,总面积约200 km<sup>2</sup>,研究区域如图1所示。

### 1.2 网约车需求量描述

网约车需求量数据来自滴滴出行盖亚计划提

供的成都市2016年11月7日—2016年11月11日5个工作日的网约车订单,共计1 145 146条。每条数据包括订单ID、开始计费时间、结束计费时间、上车位置经纬度和下车位置经纬度等信息。

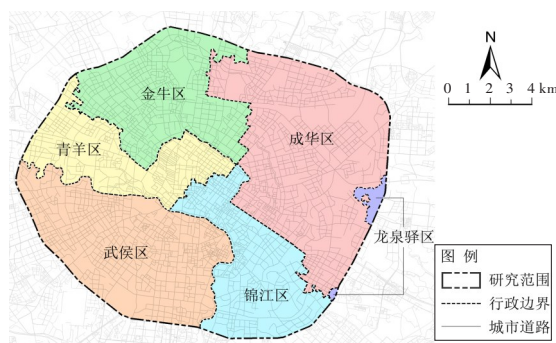


图1 研究区域

Fig. 1 Study area

在网约车订单数据中,上车点位置能在一定程度上反映网约车实际出行需求。根据订单开始计费时间,按小时统计网约车上车订单量,结果如图2所示。由于城市交通压力主要集中在早晚高峰时段,根据成都市网约车上车订单量的时间分布特征,选取5个工作日的早高峰(07:00—11:00)与晚高峰(16:00—20:00)作为研究时段,分别计算不同时段单位面积内的平均上车订单量,并将其作为网约车早晚高峰的需求量。

### 1.3 建成环境影响因素选取

由于网约车需求量受建成环境的影响较显著<sup>[7,9,11]</sup>,本研究在建成环境“5D”维度的基础上,将需求管理与人口统计特征补充进去,构建建成

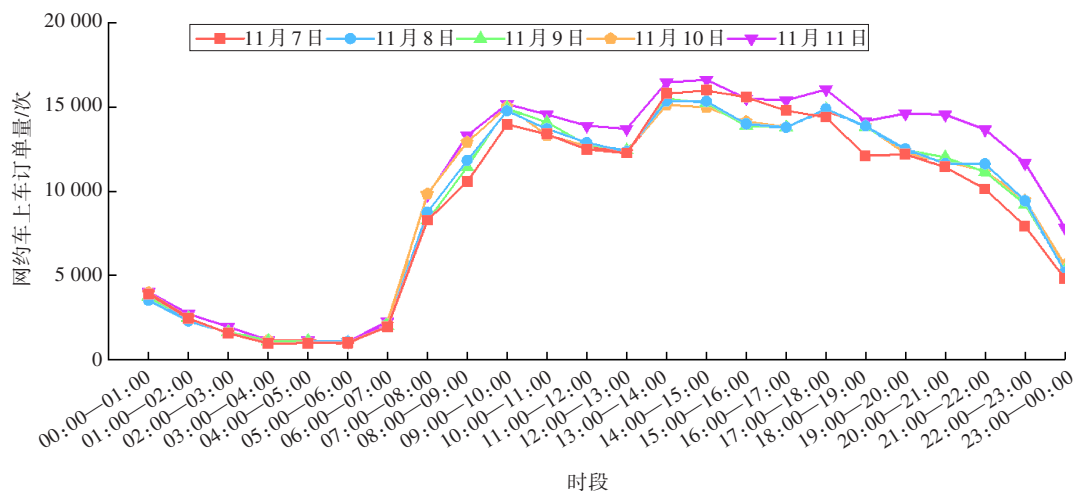


图2 网约车上车订单量时间分布

Fig. 2 Temporal distribution of pick-up order quantity of online car-hailing

环境“7D”影响因素数据集,该数据集包含密度、多样性、设计、目的地可达性、交通距离、需求管理和

人口统计特征7个维度,共22个影响因素,建成环境变量描述见表1。

表1 建成环境变量描述

Table 1 Description of built environmental variables

| 维度     | 影响因素                                 | 变量描述   |
|--------|--------------------------------------|--|
| 密度     | 12类设施POI密度/<br>(个·km <sup>-2</sup> ) | 指空间单元内各类POI数量与该空间单元面积之比,表示各类设施密集程度,包括餐饮服务、风景名胜、公司企业、商业购物、金融服务、科研教育、住宅小区、生活服务、体育休闲、医疗保健、政府组织和住宿服务共12类设施 |
|        | 容积率                                  | 指空间单元内总建筑面积与该空间单元面积之比,表示土地利用开发强度   |
|        | 建筑密度/%                               | 指空间单元内总建筑基底面积与该空间单元面积之比,表示建筑密集程度   |
| 多样性    | 用地功能混合度                              | 利用香农熵指数 <sup>[27]</sup> 计算得出,表示各类设施丰富程度  |
| 设计     | 道路密度/(km·km <sup>-2</sup> )          | 指空间单元内道路总长度与该空间单元面积之比,表示路网通达程度   |
| 目的地可达性 | 至市中心距离/km                            | 指空间单元质心点到市中心的最短距离,表示交通区位便利程度   |
| 交通距离   | 至最近地铁站距离/km                          | 指空间单元质心点到最近地铁站的最短距离,表示公共交通便利程度   |
|        | 公交站点密度/(个·km <sup>-2</sup> )         | 指空间单元内公交站点数量与该空间单元面积之比,表示公共交通便利程度  |
| 需求管理   | 停车场密度/(个·km <sup>-2</sup> )          | 指空间单元内停车场数量与该空间单元面积之比,表示停车便利程度   |
| 人口统计特征 | 人口密度/(人·km <sup>-2</sup> )           | 指空间单元内人口数量与该空间单元面积之比,表示人口聚集程度  |
|        | 平均房价/(元·m <sup>-2</sup> )            | 指空间单元内各小区的平均房价,代表不同区域的人口收入水平   |

注:POI(point of interest),即兴趣点,是地理信息系统中表示具有实际意义和实用价值的地理位置信息,如商店、餐厅、学校、医院、公园等。

## 2 研究方法

### 2.1 空间单元划分方法

选取不同尺度规则网格与交通分区两种分区方法对研究区域进行空间单元划分,如图3所示。考虑MAUP对模型结果产生的影响,规则网格尺度范围为300~1 500 m,以200 m作为间隔共划分7种不同的空间单元,并利用城市主次干道、铁路及河川等天然屏障作为边界划分的交通分区作为第8种空间单元。

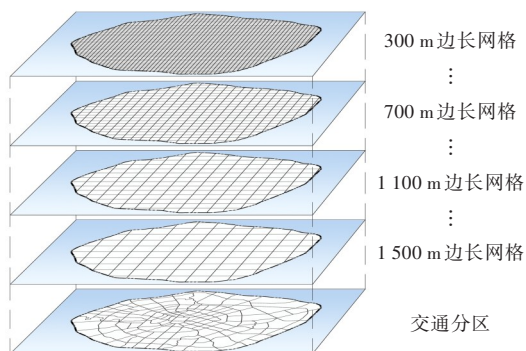


图3 空间单元划分示意图

Fig. 3 Schematic diagram of space unit division

### 2.2 多重共线性检验与空间自相关分析

为避免参数估计产生较大偏差,在构建回归

模型之前,需要对各自变量进行多重共线性检验与空间自相关分析。

多重共线性检验常采用方差膨胀因子(variance inflation factor, VIF)作为衡量指标,一般VIF大于10表明该自变量存在明显多重共线性<sup>[28]</sup>。对不同空间单元建成环境影响因素进行多重共线性检验,其中300 m网格尺度下的用地功能混合度,500~1 500 m网格及交通分区尺度下的生活服务POI密度,1 300 m和1 500 m网格尺度下的容积率及1 500 m网格尺度下的住宅小区POI密度和停车场密度的VIF均大于10,这表明以上自变量与空间单元内其他自变量存在共线性,在构建回归模型前应将其剔除。

与传统线性回归不同,在构建空间回归模型之前常采用全局莫兰指数对所有自变量进行空间自相关分析<sup>[12]</sup>。对不同空间单元建成环境的影响因素进行空间自相关分析后发现,所有自变量的莫兰指数均为正,表明所有自变量在空间上具有全局正相关特征,其中1 300 m网格尺度下的用地功能混合度和300、700、900、1 500 m网格及交通分区尺度下的公交站点密度的显著性水平大于0.05,这表明这些自变量的集聚特征在空间上不显



著。为保证分析结果的科学性与准确性,对于显著性水平大于0.05的自变量应予以剔除。

### 2.3 多尺度地理加权回归模型

考虑到自变量与因变量之间的关系受空间位置及空间尺度的影响,FOTHERINGHAM等<sup>[20]</sup>提出了MGWR模型,如式(1)所示,该模型采用后退拟合算法对变量的空间尺度进行计算,允许不同自变量具有独立的最优带宽,即允许各因素的影响尺度具有差异性,这提高了回归模型的拟合优度。

$$y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^n \beta_{b_k}(u_i, v_i) x_{ik} + \varepsilon_i \quad (1)$$

式中: $y_i$ 为空间单元*i*的网约车需求量; $\beta_0(u_i, v_i)$ 为空间单元*i*的常数项,其中 $u_i, v_i$ 分别为空间单元*i*的质心点的经、纬度坐标; $n$ 为建成环境影响因素的数量; $\beta_{b_k}(u_i, v_i)$ 为空间单元*i*的第*k*个自变量的局部系数; $b_k$ 为第*k*个自变量的最优带宽; $x_{ik}$ 为空间单元*i*的第*k*个自变量; $\varepsilon_i$ 为空间单元*i*的误差项。

## 3 结果与分析

### 3.1 模型对比与分析

早晚高峰不同空间单元的MGWR模型的分析结果见表2。选取决定系数 $R^2$ 、调整后的决定系数 $R^2_{adj}$ 、修正后的赤池信息量准则 $A_{AICc}$ <sup>[29]</sup>及残差平方和 $S_{RSS}$ 4个指标检验模型的拟合优度及准确性,以确定拟合效果最优的空间分析单元。其中 $R^2$ 与 $R^2_{adj}$ 反映模型的拟合优度,其值越高表明模型拟合效果越好, $A_{AICc}$ 与 $S_{RSS}$ 反映模型的复杂度与精度,其值越低表明模型拟合效果越好。通过对比早晚高峰不同空间单元的模型分析结果,发现晚高峰的MGWR模型结果比早高峰的具有更大的 $R^2$ 、 $R^2_{adj}$ 和更小的 $A_{AICc}$ 、 $S_{RSS}$ ,这表明建成环境对晚高峰影响更为显著,同时发现在1 100 m网格划分尺度下早晚高峰MGWR模型的拟合优度最高,因此,选取1 100 m网格作为早晚高峰网约车需求回归模型的最优空间分析单元。

表2 早晚高峰不同空间单元的MGWR模型分析结果

Table 2 MGWR model analysis results of different scales in the morning and evening peaks

| 空间单元<br>划分 | 早高峰   |             |            |           | 晚高峰   |             |            |           |
|------------|-------|-------------|------------|-----------|-------|-------------|------------|-----------|
|            | $R^2$ | $R^2_{adj}$ | $A_{AICc}$ | $S_{RSS}$ | $R^2$ | $R^2_{adj}$ | $A_{AICc}$ | $S_{RSS}$ |
| 300 m      | 0.764 | 0.736       | 3 793.800  | 548.921   | 0.798 | 0.771       | 3 503.919  | 469.601   |
| 500 m      | 0.861 | 0.841       | 1 006.582  | 120.409   | 0.907 | 0.887       | 765.342    | 80.982    |
| 700 m      | 0.901 | 0.876       | 469.250    | 44.880    | 0.935 | 0.920       | 262.195    | 29.308    |
| 900 m      | 0.918 | 0.884       | 333.979    | 23.059    | 0.945 | 0.920       | 238.792    | 15.529    |
| 1 100 m    | 0.944 | 0.915       | 198.416    | 10.793    | 0.967 | 0.947       | 135.885    | 6.338     |
| 1 300 m    | 0.936 | 0.898       | 187.220    | 9.042     | 0.960 | 0.938       | 109.320    | 5.653     |
| 1 500 m    | 0.907 | 0.859       | 169.531    | 10.093    | 0.947 | 0.915       | 127.488    | 5.770     |
| 交通分区       | 0.878 | 0.832       | 249.315    | 20.128    | 0.931 | 0.904       | 160.487    | 11.350    |

### 3.2 建成环境影响空间尺度分析

作为空间回归模型的重要参数,带宽表示各变量的空间影响范围,是一种用来描述局部系数之间关系的异质性尺度<sup>[30]</sup>。以1 100 m网格作为空间分析单元,得到早晚高峰建成环境影响因素最优带宽及空间尺度,见表3。最优带宽反映了在估计不同变量系数时所需的周围网格样本量的个数,所需网格样本量越少,表明该变量的空间影响范围越小,反之亦然。根据不同变量最优带宽所

处的区间范围,将变量按尺度由小到大分别定义为局部尺度变量、区域尺度变量和全局尺度变量<sup>[25]</sup>。1 100 m网格划分下的总样本量为193个网格,最优带宽为0~70个网格的变量为局部尺度变量;最优带宽为71~130个网格的变量为区域尺度变量;最优带宽为131~192个网格的变量为全局尺度变量。

通过对比早晚高峰MGWR模型的最优带宽,发现容积率、至最近地铁站距离和平均房价在早

晚高峰的最优带宽范围均为0~70,为局部尺度变量,表明这些变量间的空间作用尺度较小,对周围建成环境影响更敏感;公交站点密度和人口密度在早晚高峰的最优带宽范围均为71~130,为区域尺度变量,其带宽水平接近市辖区范围,表明这些变量之间具有较大的空间作用尺度;金融服务POI密度、科研教育POI密度、住宅小区POI密度、体育休闲POI密度、建筑密度、道路密度和停车场密度在早晚高峰的最优带宽范围均为131~193,为全局尺度变量,表明这些变量在接近全样本范围内影响各空间单元的网约车出行需求。除此之外,其余建成环境影响因素在早晚高峰具有不同的空间作用尺度,这些变量的空间影响范围受早晚高峰时段的影响较大。

表3 早晚高峰建成环境影响因素最优带宽及空间尺度

Table 3 Optimal bandwidth and spatial scale of built environment influencing factors in the morning and evening peaks

| 维度     | 变量名称      | 早高峰  |      | 晚高峰  |      |
|--------|-----------|------|------|------|------|
|        |           | 最优带宽 | 空间尺度 | 最优带宽 | 空间尺度 |
| 密度     | 餐饮服务POI密度 | 192  | 全局   | 100  | 区域   |
|        | 风景名胜POI密度 | 192  | 全局   | 57   | 局部   |
|        | 公司企业POI密度 | 192  | 全局   | 56   | 局部   |
|        | 商业购物POI密度 | 192  | 全局   | 49   | 局部   |
|        | 金融服务POI密度 | 192  | 全局   | 186  | 全局   |
|        | 科研教育POI密度 | 192  | 全局   | 192  | 全局   |
|        | 住宅小区POI密度 | 162  | 全局   | 182  | 全局   |
|        | 体育休闲POI密度 | 192  | 全局   | 151  | 全局   |
|        | 医疗保健POI密度 | 97   | 区域   | 186  | 全局   |
|        | 政府组织POI密度 | 171  | 全局   | 45   | 局部   |
|        | 住宿服务POI密度 | 57   | 局部   | 90   | 区域   |
|        | 容积率       | 43   | 局部   | 45   | 局部   |
|        | 建筑密度      | 192  | 全局   | 192  | 全局   |
| 多样性    | 用地功能混合度   | 61   | 局部   | 91   | 区域   |
| 设计     | 道路密度      | 192  | 全局   | 192  | 全局   |
| 目的地可达性 | 至市中心距离    | 43   | 局部   | 192  | 全局   |
| 交通距离   | 至最近地铁站距离  | 44   | 局部   | 45   | 局部   |
|        | 公交站点密度    | 102  | 区域   | 89   | 区域   |
| 需求管理   | 停车场密度     | 192  | 全局   | 192  | 全局   |
| 人口统计特征 | 人口密度      | 122  | 区域   | 77   | 区域   |
|        | 平均房价      | 43   | 局部   | 43   | 局部   |

### 3.3 建成环境影响空间异质性分析

对早晚高峰建成环境自变量的局部系数进行统计以反映该自变量的离散程度。早晚高峰MGWR模型局部系数统计结果见表4,该结果包括局部系数的平均值 $C_{Lavg}$ 、最小值 $C_{Lmin}$ 、最大值 $C_{Lmax}$ 、变异系数 $C_v^{[31]}$ 以及基于95%置信区间影响显著的空间单元占比 $P_s$ 。对于各影响因素,变异系数的绝对值体现了局部系数的离散程度,变异系数大反映该影响因素在不同空间位置上对网约车出行需求影响的差异程度大,空间异质性相对较强;变异系数小反映该影响因素在不同空间位置上对网约车出行需求影响的差异程度小,空间异质性相对较弱。对于某一个影响因素,不同网格局部系数的差异体现了该因素对网约车出行需求影响程度的空间异质性。由表4可知,早晚高峰变异系数绝对值较小(取小于0.4)的建成环境影响因素包括金融服务POI密度、科研教育POI密度、住宅小区POI密度、停车场密度和建筑密度。体育休闲POI密度和道路密度在早晚高峰影响均不显著,餐饮服务POI密度和风景名胜POI密度在晚高峰的变异系数大于0.4,但局部系数分布差异较小,空间异质性较弱,这可能是因为是餐饮服务POI密度和风景名胜POI密度的 $C_{Lavg}$ 均较小,导致变异系数提高。在早晚高峰影响显著且局部系数分布差异较大的建成环境局部系数空间异质性分析结果如图4所示。

常数项表示区位因素对因变量产生的影响<sup>[21]</sup>。图4(a)为常数项的局部系数分布,其早晚高峰显著区域占比分别为87%和82%。可以看出常数项在早晚高峰具有相似的空间分布特征,在成华区与网约车出行需求存在显著正相关关系,在武侯区为显著负相关。

从密度维度来看,图4(b)为公司企业POI密度的局部系数分布,其早晚高峰显著区域占比分别为82%和16%。由图4(b)可以看出,公司企业POI密度在早晚高峰空间异质性差异较大,其与网约车出行需求在早高峰呈显著正相关,且主要集中在金牛区和成华区;在晚高峰的青羊区呈显著正相关,而在金牛区和成华区呈显著负相关。图4(c)为商业购物POI密度的局部系数分布,其早晚高峰显著区域占比分别为0%和90%,这表明商业

表4 早晚高峰MGWR模型局部系数统计结果

Table 4 Statistical results of local coefficient of MGWR model in the morning and evening peaks

| 维度     | 变量名称      | 早高峰        |            |            |        |            | 晚高峰        |            |            |        |            |
|--------|-----------|------------|------------|------------|--------|------------|------------|------------|------------|--------|------------|
|        |           | $C_{Lavg}$ | $C_{Lmin}$ | $C_{Lmax}$ | $C_V$  | $P_S / \%$ | $C_{Lavg}$ | $C_{Lmin}$ | $C_{Lmax}$ | $C_V$  | $P_S / \%$ |
| 密度     | 餐饮服务POI密度 | 0.173      | 0.158      | 0.189      | 0.052  | 100        | 0.056      | -0.013     | 0.135      | 0.839  | 0          |
|        | 风景名胜POI密度 | 0.041      | 0.036      | 0.045      | 0.049  | 0          | 0.039      | -0.082     | 0.123      | 1.282  | 24         |
|        | 公司企业POI密度 | 0.105      | 0.074      | 0.125      | 0.143  | 82         | -0.056     | -0.231     | 0.211      | -1.429 | 16         |
|        | 商业购物POI密度 | -0.055     | -0.062     | -0.050     | -0.055 | 0          | 0.345      | 0.143      | 0.633      | 0.429  | 90         |
|        | 金融服务POI密度 | -0.093     | -0.099     | -0.087     | -0.032 | 0          | 0.126      | 0.119      | 0.133      | 0.032  | 100        |
|        | 科研教育POI密度 | -0.153     | -0.162     | -0.146     | -0.033 | 100        | 0.006      | 0.003      | 0.010      | 0.333  | 0          |
|        | 住宅小区POI密度 | 0.205      | 0.183      | 0.223      | 0.059  | 100        | -0.065     | -0.074     | -0.057     | -0.092 | 0          |
|        | 体育休闲POI密度 | 0.018      | 0.017      | 0.020      | 0.056  | 0          | 0.022      | 0.008      | 0.037      | 0.409  | 0          |
|        | 医疗保健POI密度 | 0.127      | 0.003      | 0.303      | 0.795  | 49         | -0.037     | -0.051     | -0.021     | -0.216 | 0          |
|        | 政府组织POI密度 | -0.022     | -0.032     | -0.012     | -0.227 | 0          | 0.096      | -0.016     | 0.322      | 0.948  | 31         |
|        | 住宿服务POI密度 | -0.032     | -0.431     | 0.395      | -5.844 | 33         | -0.029     | -0.100     | 0.054      | -1.345 | 0          |
|        | 容积率       | 0.373      | 0.002      | 0.764      | 0.528  | 78         | 0.221      | 0.060      | 0.494      | 0.502  | 66         |
|        | 建筑密度      | -0.198     | -0.217     | -0.176     | -0.061 | 100        | -0.103     | -0.116     | -0.093     | -0.078 | 100        |
| 多样性    | 用地功能混合度   | 0.150      | 0.002      | 0.529      | 0.987  | 35         | 0.141      | 0.010      | 0.379      | 0.667  | 68         |
| 设计     | 道路密度      | 0.003      | -0.011     | 0.019      | 3.000  | 0          | -0.024     | -0.031     | -0.018     | -0.167 | 0          |
| 目的地可达性 | 至市中心距离    | -0.084     | -0.346     | 0.263      | -1.571 | 16         | -0.023     | -0.027     | -0.019     | -0.087 | 0          |
| 交通距离   | 至最近地铁站距离  | 0.118      | -0.074     | 0.427      | 1.127  | 33         | 0.033      | -0.170     | 0.247      | 2.909  | 22         |
|        | 公交站点密度    | 0.025      | -0.060     | 0.181      | 2.640  | 17         | -0.055     | -0.175     | 0.019      | -0.909 | 31         |
| 需求管理   | 停车场密度     | 0.206      | 0.200      | 0.214      | 0.015  | 100        | 0.072      | 0.068      | 0.076      | 0.028  | 0          |
| 人口统计特征 | 人口密度      | 0.057      | -0.004     | 0.109      | 0.544  | 35         | 0.055      | -0.083     | 0.175      | 1.273  | 48         |
|        | 平均房价      | 0.117      | -0.101     | 0.650      | 1.393  | 30         | 0.023      | -0.135     | 0.494      | 5.609  | 23         |

购物POI密度仅在晚高峰正向影响网约车出行需求,且在城市中心商业购物设施越多,网约车需求量变化越显著。图4(d)为医疗保健POI密度的局部系数分布,其早晚高峰显著区域占比分别为49%和0%,这表明医疗保健POI密度仅在早高峰正向影响网约车出行需求,且在城市东北部的成华区医疗保健设施越多,网约车需求量变化越显著。图4(e)为政府服务POI密度的局部系数分布,其早晚高峰显著区域占比分别为0%和31%,这表明政府服务POI密度仅在晚高峰正向影响网约车出行需求,且在城市中心政府服务设施越多,网约车需求量变化越显著。图4(f)为住宿服务POI密度的局部系数分布,其早晚高峰显著区域占比分别为33%和0%,这表明住宿服务POI密度仅在早高峰显著影响网约车出行需求,在金牛区和青羊区其与网约车出行需求呈显著正相关,在成华区和武侯区部分地区呈显著负相关。图4(g)为

容积率的局部系数分布,其早晚高峰显著区域占比分别为78%和66%。由图4(g)可以看出,容积率在早晚高峰的空间分布相近,在城市中部及东北部的成华区其与网约车出行需求存在显著正相关关系,且这种正相关在早高峰影响程度较大。

从多样性维度来看,图4(h)为用地功能混合度的局部系数分布,其早晚高峰显著区域占比分别为35%和68%。由图4(h)可以看出,用地功能混合度在早晚高峰具有相似的空间分布特征,均在城市中心正向影响网约车出行需求,且在早高峰影响程度较大。

从设计维度来看,道路密度在早晚高峰影响均不显著。

从目的地可达性维度来看,图4(i)为至市中心距离的局部系数分布,其早晚高峰显著区域占比分别为16%和0%,这表明至市中心距离仅在早高峰显著影响网约车出行需求,且与网约车出行



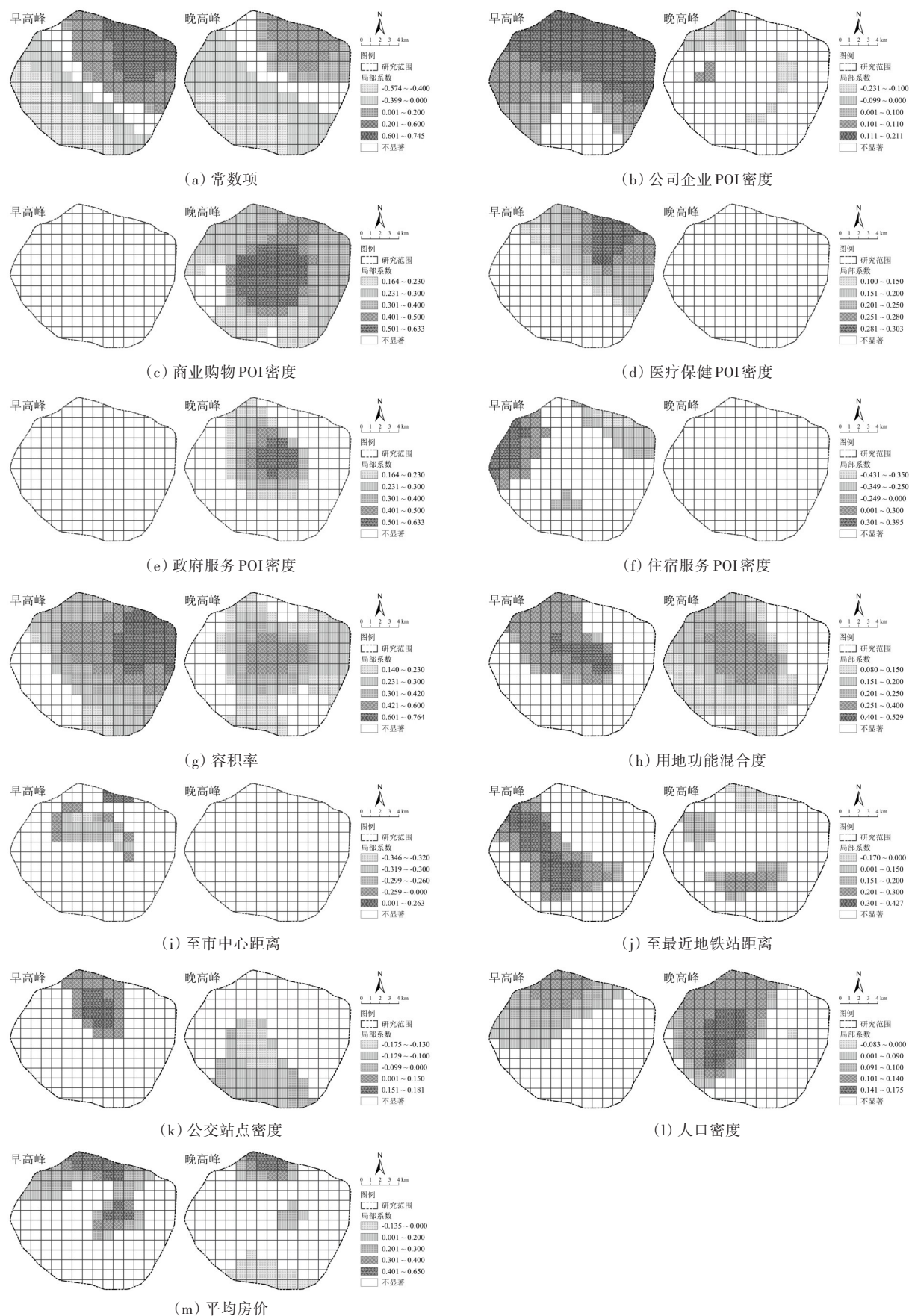


图4 早晚高峰MGWR模型局部系数空间分布

Fig. 4 Spatial distribution of MGWR model local coefficient in the morning and evening peaks

需求在成华区的北部地区呈显著正相关,在金牛区为显著负相关。

从交通距离维度来看,图4(j)为至最近地铁站距离的局部系数分布,其早晚高峰显著区域占比分别为33%和22%。由图4(j)可以看出,至最近地铁站距离在早晚高峰的局部系数分布存在一定差异,其与网约车出行需求在早晚高峰的青羊区和武侯区呈显著正相关,而在晚高峰的金牛区北部呈显著负相关。图4(k)为公交站点密度的局部系数分布,其早晚高峰显著区域占比分别为17%和31%。由图4(k)可以看出,公交站点密度在早晚高峰空间异质性差异较大,其与网约车出行需求在早高峰的金牛区呈显著正相关,而在晚高峰的青羊区、武侯区和锦江区呈显著负相关。

从需求管理维度来看,停车场密度仅影响早高峰网约车需求量,且空间异质性较弱。

从人口统计特征维度来看,图4(l)为人口密度的局部系数分布,其早晚高峰显著区域占比分别为35%和48%,由图4(l)可以看出,人口密度在早晚高峰的局部系数分布存在一定差异,其与网约车出行需求在早高峰的金牛区及晚高峰的青羊区和武侯区呈显著正相关,而在晚高峰的成华区局部地区为显著负相关。图4(m)为平均房价的局部系数分布,其早晚高峰显著区域占比分别为30%和23%,由图4(m)可以看出,平均房价在早晚高峰的局部系数分布存在一定差异,其与网约车出行需求在早晚高峰的金牛区和成华区均呈显著正相关,而在晚高峰的武侯区和锦江区南部呈显著负相关。

## 4 结论

基于成都市网约车订单数据,构建建成环境“7D”影响因素数据集,利用MGWR模型分析建成环境因素的空间异质性及尺度差异,主要研究结论如下:

1) 对不同空间单元模型结果对比分析,发现以1 100 m网格作为最优空间分析单元的MGWR模型拟合效果最佳,建议将1 100 m网格作为网约车需求预测与运营管理的基本单元,有利于网约

车资源配置及优化调度,提高交通出行效率。

2) 建成环境影响因素在空间尺度上存在明显差异,容积率、至最近地铁站距离和平均房价为局部尺度变量,在早晚高峰的空间作用尺度较小。这表明这些建成环境因素的影响对空间区位非常敏感,在城市建设中应优先考虑其空间位置对网约车出行需求的影响。

3) 建成环境影响因素的空间异质性受时间变化影响较大,公司企业POI密度、商业购物POI密度、医疗保健POI密度、政府服务POI密度、住宿服务POI密度、至市中心距离、至最近地铁站距离、公交站点密度、人口密度和平均房价的局部系数分布在早晚高峰存在明显差异。而容积率和用地功能混合度受时间变化影响较小,在空间上具有相似性。

随着国家对网约车出行的积极引导与规范管理,研究建成环境对网约车出行需求的影响,有利于更好地了解网约车交通出行特征,为网约车运营管理及城市规划提供参考。对于决策制定者,研究建成环境与网约车出行需求之间的关系,有利于科学高效地整合建成环境,制定符合交通需求的政策法规。例如,在用地功能混合度较高的区域会产生更多的网约车出行需求,针对需求较高的地区,可通过减少设施种类,优化城市布局缓解网约车交通出行压力。对于城市建设者,结合区域周边建成环境预测网约车出行需求,对需求量较高的区域可设置集中载客点,推进网约车相关设施的建设。对于网约车运营商,针对不同时段网约车“热点”区域,制定差异化收费标准及分时管理策略,可引导乘客与司机前往交通量较小的街道,促进网约车的资源调度与协调发展。

## [参考文献]

- [1] 周梦杰,白紫月,高兴,等.海口市网约车乘客出行时空模式挖掘[J].测绘科学,2021,46(10):177-184,218. DOI:10.16251/j.cnki.1009-2307.2021.10.023.  
ZHOU Mengjie, BAI Ziyue, GAO Xing, et al. Excavation of the spatio-temporal pattern of passenger travel in Haikou city[J]. Science of Surveying and Mapping, 2021, 46(10): 177-184, 218. DOI: 10.16251/j.cnki. 1009-2307. 2021.10.023.



- [2] 黎景壮,温惠英,林龙,等.基于QPSO\_RBF神经网络的网约车需求量预测模型[J].广西大学学报(自然科学版), 2018, 43(2): 700-709. DOI: 10.13624/j.cnki.issn.1001-7445.2018.0700.  
LI Jingzhuang, WEN Huiying, LIN Long, et al. Demand forecasting for online car-hailing services based on QPSO\_RBF neural network[J]. Journal of Guangxi University (Natural Science Edition), 2018, 43(2): 700-709. DOI:10.13624/j.cnki.issn.1001-7445.2018.0700.
- [3] YANG H, SHAO C Y, WANG H, et al. Integrated reward scheme and surge pricing in a ridesourcing market[J]. Transportation Research Part B: Methodological, 2020, 134: 126-142. DOI:10.1016/j.trb.2020.01.008.
- [4] 于乐,谢秉磊,张鹏鹏,等.职住地建成环境对网约车通勤出行影响研究[J].交通信息与安全, 2019, 37(6): 149-155. DOI:10.3963/j.issn.1674-4861.2019.06.018.  
YU Le, XIE Binglei, ZHANG Kunpeng, et al. Impacts of built environments on car-hailing commuting in job-housing locations[J]. Journal of Transport Information and Safety, 2019, 37(6): 149-155. DOI: 10.3963/j.issn.16744861.2019.06.018.
- [5] CERVERO R, KOCKELMAN K. Travel demand and the 3Ds: density, diversity, and design[J]. Transportation Research Part D: Transport and Environment, 1997, 2(3): 199-219. DOI:10.1016/S1361-9209(97)00009-6.
- [6] EWING R, CERVERO R. Travel and the built environment: a synthesis[J]. Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board, 2001, 1780(1): 87-114. DOI:10.3141/1780-10.
- [7] EWING R, CERVERO R. Travel and the built environment: [J]. Journal of the American Planning Association, 2010, 76(3): 265-294. DOI: 10.1080/01944361003766766.
- [8] BI H, YE Z R, WANG C, et al. How built environment impacts online car-hailing ridership[J]. Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board, 2020, 2674(8): 745-760. DOI: 10.1177/0361198120924630.
- [9] ZHANG B, CHEN S Y, MA Y F, et al. Analysis on spatiotemporal urban mobility based on online car-hailing data[J]. Journal of Transport Geography, 2020, 82: 102568. DOI:10.1016/j.jtrangeo.2019.102568.
- [10] WANG S C, NOLAND R B. Variation in ride-hailing trips in Chengdu, China[J]. Transportation Research Part D: Transport and Environment, 2021, 90: 102596. DOI:10.1016/j.trd.2020.102596.
- [11] ZHOU X G, YE H A G O. Understanding the modifiable areal unit problem and identifying appropriate spatial unit in jobs-housing balance and employment self-containment using big data[J]. Transportation, 2021, 48(3): 1267-1283. DOI:10.1007/s11116-020-10094-z.
- [12] LI T, JING P, LI L C, et al. Revealing the varying impact of urban built environment on online car-hailing travel in spatio-temporal dimension: an exploratory analysis in Chengdu, China[J]. Sustainability, 2019, 11(5): 1336. DOI: 10.3390/su11051336.
- [13] 翁剑成,何寒梅,王媛,等.基于地理加权回归的区域出租车出行需求影响模型[J].交通运输研究, 2020, 6(6): 28-38, 45. DOI: 10.16503/j.cnki.2095-9931.2020.06.004.  
WENG Jiancheng, HE Hanmei, WANG Yuan, et al. Regional taxi travel demand influencing model based on geographical weighted regression[J]. Transport Research, 2020, 6(6): 28-38, 45. DOI: 10.16503/j.cnki.2095-9931.2020.06.004.
- [14] SHEN J W, LIU X T, CHEN M. Discovering spatial and temporal patterns from taxi-based floating car data: a case study from Nanjing[J]. GIScience & Remote Sensing, 2017, 54(5): 617-638. DOI: 10.1080/15481603.2017.1309092.
- [15] 季航宇,蔡忠亮,姜莉莉,等.出租车出行的空间不平等及其与人口结构的关联[J].武汉大学学报(信息科学版), 2021, 46(5): 766-776. DOI: 10.13203/j.whugis20190327.  
JI Hangyu, CAI Zhongliang, JIANG Lili, et al. Analysis of spatial inequality in taxi ride and its relationship with population structure[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2021, 46(5): 766-776. DOI: 10.13203/j.whugis20190327.
- [16] 郑征程.基于POI数据的网约车客流时空特征分析及其影响因素研究[D].南京:东南大学, 2020. DOI:10.27014/d.cnki.gdnau.2020.002142.  
ZHENG Zhengcheng. Exploring spatial-temporal characteristics and influencing factors of online car-hailing ridership with multi-source data[D]. Nanjing: Southeast University, 2020. DOI: 10.27014/d.cnki.gdnau.2020.002142.
- [17] GOLUB G H, VAN LOAN C F. An analysis of the total least squares problem[J]. SIAM Journal on Numerical Analysis, 1980, 17(6): 883-893. DOI:10.1137/0717073.
- [18] BRUNSDON C, FOTHERINGHAM A S, CHARLTON M E. Geographically weighted regression: a method for exploring spatial nonstationarity[J]. Geographical Analysis, 1996, 28(4): 281-298. DOI: 10.1111/j.1538-4632.1996.tb00936.x.
- [19] 叶显严.基于地理加权回归的城市出租车客流影响因素分析及建模[D].成都:西南交通大学, 2017.  
YE Xianyan. The model and factor analysis of effect on the urban taxi ridership based on geographically weighted regression[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong

- University, 2017.
- [20] FOTHERINGHAM A S, YANG W B, KANG W. Multiscale geographically weighted regression (MGWR) [J]. *Annals of the American Association of Geographers*, 2017, 107(6): 1247–1265. DOI: 10.1080/24694452.2017.1352480.
- [21] 沈体雁,于瀚辰,周麟,等.北京市二手住宅价格影响机制:基于多尺度地理加权回归模型(MGWR)的研究[J]. *经济地理*, 2020, 40(3): 75–83. DOI: 10.15957/j.cnki.jjdl.2020.03.009.
- SHEN Tiyan, YU Hanchen, ZHOU Lin, et al. On hedonic price of second-hand houses in Beijing based on multi-scale geographically weighted regression: scale law of spatial heterogeneity[J]. *Economic Geography*, 2020, 40(3): 75–83. DOI: 10.15957/j.cnki.jjdl.2020.03.009.
- [22] 周丽霞,吴涛,蒋国俊,等.长三角地区PM<sub>2.5</sub>浓度对土地利用/覆盖转换的空间异质性响应[J]. *环境科学*, 2022, 43(3): 1201–1211. DOI: 10.13227/j. hjkx. 202106039.
- ZHOU Lixia, WU Tao, JIANG Guojun, et al. Spatial heterogeneity of PM<sub>2.5</sub> concentration in response to land use/cover conversion in the Yangtze River Delta region [J]. *Environmental Science*, 2022, 43(3): 1201–1211. DOI: 10.13227/j. hjkx. 202106039.
- [23] MAITI A, ZHANG Q, SANNIGRAHI S, et al. Exploring spatiotemporal effects of the driving factors on COVID-19 incidences in the contiguous United States [J]. *Sustainable Cities and Society*, 2021, 68: 102784. DOI: 10.1016/j.scs.2021.102784.
- [24] TOMAL M. Exploring the meso-determinants of apartment prices in Polish counties using spatial autoregressive multiscale geographically weighted regression[J]. *Applied Economics Letters*, 2022, 29(9): 822–830. DOI: 10.1080/13504851.2021.1891194.
- [25] QU X Y, ZHU X Y, XIAO X W, et al. Exploring the influences of point-of-interest on traffic crashes during weekdays and weekends via multi-scale geographically weighted regression[J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2021, 10(11): 791. DOI: 10.3390/ijgi10110791.
- [26] 高德辉,许奇,陈培文,等.城市轨道交通客流与精细尺度建成环境的空间特征分析[J]. *交通运输系统工程与信息*, 2021, 21(6): 25–32. DOI: 10.16097/j. cnki. 1009-6744.2021.06.004.
- GAO Dehui, XU Qi, CHEN Peiwen, et al. Spatial characteristics of urban rail transit passenger flows and fine-scale built environment[J]. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 2021, 21(6): 25–32. DOI: 10.16097/j. cnki. 1009-6744.2021.06.004.
- [27] 罗雯,匡耀求,周敏丹,等.商圈功能多样性对其活力的影响研究[J]. *地球信息科学学报*, 2021, 23(7): 1259–1271. DOI: 10.12082/dqxxkx.2021.200595.
- LUO Wen, KUANG Yaoqiu, ZHOU Mindan, et al. Research on the influence of functional diversity of business district on its vitality[J]. *Journal of Geo-information Science*, 2021, 23(7): 1259–1271. DOI: 10.12082/dqxxkx.2021.200595.
- [28] 张雷雨,杨毅,梁霄.地理加权回归模型的多重共线性诊断方法[J]. *测绘与空间地理信息*, 2017, 40(10): 28–31. DOI: 10.3969/j. issn. 1672-5867. 2017. 10. 009.
- ZHANG Leiyu, YANG Yi, LIANG Xiao. The diagnostic approach of multicollinearity in geographically weighted regression model[J]. *Geomatics & Spatial Information Technology*, 2017, 40(10): 28–31. DOI: 10.3969/j. issn. 1672-5867. 2017. 10. 009.
- [29] SUGIURA N. Further analysis of the data by akaike's information criterion and the finite corrections[J]. *Communications in Statistics: Theory and Methods*, 1978, 7(1): 13–26. DOI: 10.1080/03610927808827599.
- [30] YU H C, FOTHERINGHAM A S, LI Z Q, et al. Inference in multiscale geographically weighted regression[J]. *Geographical Analysis*, 2020, 52(1): 87–106. DOI: 10.1111/gean.12189.
- [31] 王文森. 变异系数: 一个衡量离散程度简单而有用的统计指标[J]. *中国统计*, 2007(6): 41–42. DOI: 10.3969/j. issn. 1002-4557. 2007. 06. 025.
- WANG Wensen. Coefficient of variation: a simple and useful statistical index to measure the degree of dispersion [J]. *China Statistics*, 2007(6): 43–44. DOI: 10.3969/j. issn. 1002-4557. 2007. 06. 025.

## Research on the influence mechanism of built environment on online car-hailing travel demand

WANG Zhenbao<sup>1</sup>, GONG Xin<sup>1</sup>, WU Wei<sup>1</sup>, LIU Zhuo<sup>2</sup>

(1.School of Architecture and Art, Hebei University of Engineering, Handan 056038, China;

2.Beijing Key Laboratory of Traffic Engineering, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

**Abstract:** [Purposes] This paper aims to investigate the impact of built environment on online car-hailing travel demand. [Methods] Taking Chengdu as an example, the research scope is divided into eight spatial units by using different scales of regular grids and traffic analysis areas. For each spatial unit, a multi-scale geographical weighted regression model is used for regression analysis to determine the optimal spatial analysis unit. According to the optimal bandwidth, the built environment influencing factors are divided into local, regional and global variables, and this research analyzes the spatial heterogeneity of the influence degree of built environment variables and their scale difference; and the relationship between the built environment and the demand for online car-hailing is explored. [Findings] The 1 100 m grid is the best spatial unit. Under this spatial unit, the determination coefficients  $R^2$  of the regression model of car-hailing demand for the morning peak hours and the evening peak hours are 94.5% and 96.7%, respectively. Moreover, the spatial scales of different built environment variables are different, and the local coefficients have spatial heterogeneity and varies significantly for the morning peak hours and the evening peak hours. [Conclusions] The best spatial analysis unit can provide a reference for the traffic zoning of online car-hailing demand forecasting. When adjusting passenger flow demand for different locations, the results of spatial heterogeneity could provide reference for formulating more reasonable built environment renewal strategies.

**Key words:** urban traffic; online car-hailing; built environment; multi-scale geographical weighted regression; spatial heterogeneity

**Manuscript received:** 2022-04-05; **revised:** 2022-04-27; **accepted:** 2022-05-08

**Foundation item:** Project(52008006) supported by the National Natural Science Foundation of China; Project(20210201407) supported by Social Science Development Research Project of Hebei Province

**Corresponding author:** WANG Zhenbao (1978—) (ORCID: 0000-0002-6402-6280), male, professor, research interest: urban planning and GIS. E-mail: wangzhenbao@hebeu.edu.cn

(责任编辑:刘平;校对:石月珍;英文编辑:刘至真)