

DOI:10.3969/j.issn.1003-5060.2023.09.015

城市建成环境对网约车客流的影响研究

耿雪琳, 许伦辉

(华南理工大学 土木与交通学院, 广东 广州 510641)

摘要:文章选取成都市内一个 65 km² 范围为研究区域,运用表征城市建成环境的 6 种兴趣点(point of interest,POD)和土地利用混合度数据,结合网约车订单数据,构建影响网约车客流的建成环境因素集,建立基于时空地理加权回归(geographically and temporally weighted regression,GTWR)模型的网约车客流影响模型,探究各因素与网约车客流之间的关系。相比于普通最小二乘(ordinary least squares,OLS)法和地理加权回归(geographically weighted regression,GWR)模型,采用 GTWR 模型能更好地解释城市建成环境因素对网约车客流的影响,并定量分析解释城市建成环境因素的时空异质性影响。研究结果表明:网约车客流主要受购物服务、公司企业、餐饮服务影响,且影响程度时空分布不均衡;土地利用混合度始终会抑制网约车的客流出行,但抑制程度较弱。研究结果可为网约车的运营管理提供参考。

关键词:网约车;客流;城市建成环境;时空异质性;时空地理加权回归(GTWR)模型

中图分类号:U491 **文献标志码:**A **文章编号:**1003-5060(2023)09-1247-07

Influence of urban built environment on online car-hailing passenger flow

GENG Xuelin, XU Lunhui

(School of Civil Engineering and Transportation, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China)

Abstract:In this paper, the 65 km² area of Chengdu City is selected as the research area, and six kinds of points of interest(POI) and land use mix data representing the urban built environment are used to construct a set of built environment factors affecting online car-hailing passenger flow combined with online car-hailing orders data. Then, the geographically and temporally weighted regression(GTWR) model is built to explore the relationship between various factors and online car-hailing passenger flow. Compared with traditional ordinary least squares(OLS) and geographically weighted regression (GWR) models, GTWR model can better explain the influence of urban built environment factors on online car-hailing passenger flow. It can also quantitatively analyze and explain the spatiotemporal heterogeneity of urban built environment factors. The results show that online car-hailing passenger flow is mainly affected by shopping service, corporate business, and catering service, and the influence degree is not evenly distributed in time and space. Land use mix will inhibit online car-hailing travel, but the degree of inhibition is weak. The results can provide reference for the operation and management of online car-hailing.

Key words:online car-hailing; passenger flow; urban built environment; spatiotemporal heterogeneity; geographically and temporally weighted regression(GTWR) model

截至 2019 年,我国网约车用户规模达 4 × 10⁸ 人次,行业的市场规模达 3 044.1 亿元,同比增长 3.42%^[1]。网约车凭借便捷的预约服务和灵

活的上门服务正在成为一种快速发展的交通方式,因此研究网约车客流的出行规律对于促进城市交通的规划和管理具有重要意义。目前,针对网约车

收稿日期:2021-04-27;修回日期:2021-06-08

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61903145);广东省科技创新战略专项资金(大学生科技创新培育)资助项目(pdjh2020a0030)

作者简介:耿雪琳(1996—),女,河南西华人,华南理工大学硕士生;

许伦辉(1965—),男,江西南康人,博士,华南理工大学教授,博士生导师。

的研究主要集中在出行活动^[2]、交通网络^[3]及交通出行预测^[4]等方面,针对城市建成环境对于网约车客流影响的相关研究较少,而交通出行规律的本质与土地利用等建成环境因素密切相关。

已有相关研究表明,出行客流或者出行方式选择与周边建成环境有关。文献[5]采用分段回归方法研究土地利用和交通特性对家庭交通出行的影响;文献[6]研究周边环境的就业密度、通勤距离及商业活动中心等对地铁站点日客流产生的影响,并进行相关性分析;文献[7]通过调查影响出租车需求的主要土地利用因素,发现地铁可达性与出租车流量之间存在正相关关系。

对建成环境影响因素分析的常见模型有普通最小二乘(ordinary least squares, OLS)模型^[8]、空间误差和空间滞后模型^[9]等,这些模型的估计参数不会随着空间变化,而环境变量的影响会随着城市形态和时间变化而变化。有研究者通过构建地理加权回归(geographically weighted regression, GWR)模型来解释空间异质性^[10],但在刻画地铁、网约车这些具有时间特性的出行数据时,GWR 模型结果无法呈现其时间上的不均匀性^[11]。因此,需要建立能够捕捉时间变化和空间异质性的模型,来量化城市建成环境对网约车客流的影响程度。

本文基于网约车订单数据和采集的更加精细化表征城市建成环境的数据,构建时空地理加权回归(geographically and temporally weighted regression, GTWR)模型,来刻画城市建成环境在时间和空间上对网约车客流的影响,以及建成环境影响因素的时空异质性,并分析网约车客流的时空出行规律,为网约车的运营管理提供理论参考。

1 研究区概况与网约车出行数据描述

1.1 研究区概况

研究区选取成都市内一个约 65 km² 范围,包含了网约车分布较集中的区域;研究区涉及的行政区有锦江区、青羊区、金牛区和成华区,包含的繁华商业区有天府广场、春熙街道、宽窄巷子等,还包括成都北站及多条主要公交地铁线路。

根据 2018 年 12 月起实施的《城市居住区规划设计标准》^[12],居民 10 min 生活圈的距离界定为 500 m 能满足基本生活需求,因此将研究区域划分为 289 个网格,网格大小为 500 m×500 m,每个网格作为网约车出行分析单元,划分后的研究区域分布如图 1 所示(基于自然资源部四川测绘地理信息局标准地图服务网站审图号为川 S[2021]

00056 号的标准地图绘制,底图边界无修改)。

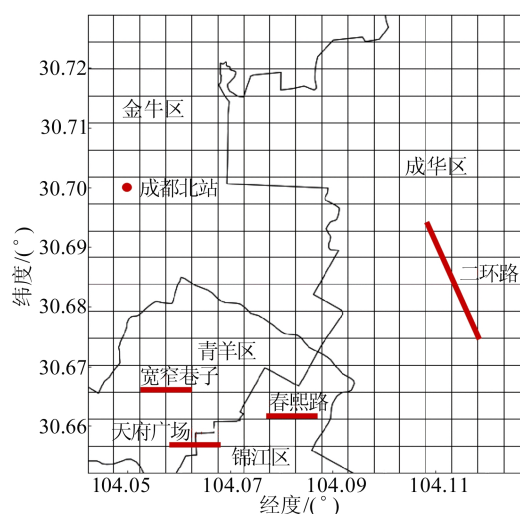


图 1 研究区网格划分

1.2 网约车出行数据描述

1.2.1 网约车订单数据描述

网约车订单数据来自盖亚数据开放计划发布的滴滴快车平台成都订单司机轨迹数据,包括订单起止点坐标和起止时间数据。根据收集的某月 22 个工作日网约车订单数据,得到工作日平均网约车订单数据,以此代表日常出行数据。通过对订单数据的整理和筛选,确定研究区域内网约车的出行客流量,上车客流量在 1 d 内的时间分布如图 2 所示。

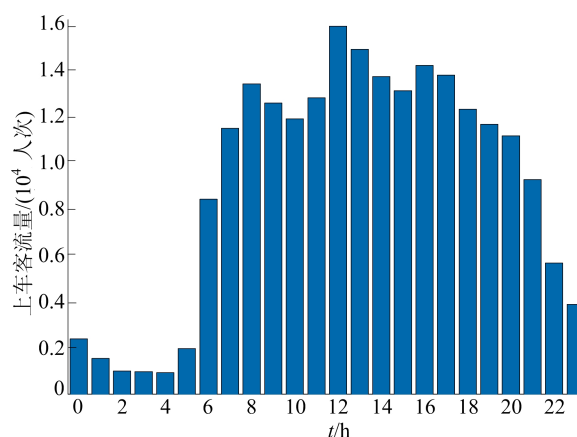


图 2 上车客流量在 1 d 内的时间分布

图 2 中,7:00—20:00 内每 h 客流量超过 1.0×10^4 人次,属于客流量比较密集的时间段,因此将该时间段内的网约车客流数据作为研究样本。

1.2.2 建成环境变量描述

建成环境是指不同于自然环境的各种建筑和

城市空间,特别是那些可以通过政策和人类行为改变的建筑物和城市空间。本文采用由 Cervero 提

出的“5Ds”要素^[13]表征建成环境。建成环境变量描述及指标确定见表 1 所列。

表 1 建成环境变量描述

变量类型	变量描述	本文选用指标
密度(density)	衡量城市人口、就业岗位等的密集程度	POI 数据
多样性(diversity)	衡量不同类型土地利用的种类	土地利用混合度
设计(design)	城市内部道路网络及街区的状态	道路网密度
可达性(destination accessibility)	分区之间的交通联系程度	到市中心的距离
到公交设施距离(distance to transit)	基本空间分析单元公共交通出行的便利程度	交通设施服务 POI

本文基于网络爬虫平台,运用 Python 语言编程,从高德开发平台爬取到兴趣点(point of interest, POI)数据,每条记录包括 POI 名称、POI 类型及 POI 的坐标经纬度信息。POI 数据是一种能够表征现实地理实体的地理空间数据,定位精度高,数据量丰富,能够反映微观真实的具有精确位置数据的建成环境数据^[14]。因此,采用 POI 数据能够较准确地表征建成环境的实际情况。

本文共爬取 14 种 POI 数据类型,包括购物服务 POI、餐饮服务 POI、公司企业 POI、体育休闲服务 POI、住宅区 POI、公共设施服务 POI、金融保险服务 POI、科教文化服务 POI、生活服务 POI、体育休闲服务 POI、医疗保健服务 POI、政府机构机关 POI、社区及住宿服务 POI、交通设施服务 POI。交通设施服务 POI 主要包括公交站点和城市轨道交通站点的位置信息,因此其数量可以用来表征建成环境变量中的到公交设施距离,其余 POI 数据的数量可以用来表征建成环境变量中的密度。道路网数据来自开放街道地图(OpenStreetMap, OSM),由此可获得道路网密度。

Herfindahl-Hirschman 指数(Herfindahl-Hirschman Index, HHI)被广泛用于衡量经济学中的行业集中度,还可用来反映多样性^[15]。因此,本文采用 HHI 代表土地利用混合度,即代表该土地的利用性质多样性。HHI 的计算公式为:

$$I_{HHI} = \sum_{j=1}^N \left(\frac{X_{ij}}{X_i} \right)^2 \quad (1)$$

其中: I_{HHI} 为网格 l 的 HHI; X_i 为网格 l 中的总 POI 数量; X_{ij} 为网格 l 中第 j 类 POI 的数量。HHI 值越大,说明该区域土地利用混合度越小,若该区域没有 POI 数据,则 HHI 值为 1。

2 模型构建

2.1 空间自相关性检验

空间自相关性检验有助于了解空间上某一要

素的观测值与相邻空间观测值之间的相似程度。莫兰指数(Moran's I)通常用来检验变量之间的空间自相关性,本文以莫兰指数 I 来衡量研究单元之间客流量分布的空间自相关性^[16],其计算公式为:

$$I = \frac{n}{\sum_{p=1}^n \sum_{q=1}^n z_{pq}} \frac{\sum_{p=1}^n \sum_{q=1}^n z_{pq} (m_p - \bar{m})(m_q - \bar{m})}{\sum_{p=1}^n (m_p - \bar{m})^2} \quad (2)$$

其中: n 为要素总数; z_{pq} 为要素 p 、 q 之间的空间权重; m_p 、 m_q 分别为要素 p 、 q 的属性值; \bar{m} 为所有观测值的平均值。

当 $I > 0$ 时,说明研究对象之间具有空间自相关性,可以进行时空异质性分析。

2.2 回归模型

本文采用 OLS 模型、GWR 模型和 GTWR 模型进行实例验证和拟合效果差异比较。

1) OLS 模型。该模型是典型的线性回归模型,经常用于回归分析,解释自变量与因变量之间的某种依存关系,其计算公式为:

$$Y_i = \beta_0 + \sum_{k=1}^r \beta_k X_{ik} + \varepsilon_i \quad (3)$$

其中: Y_i 为第 i 个样本点的因变量值; X_{ik} ($k = 1, 2, \dots, r$) 为第 i 个样本点处第 k 个自变量值; β_0 为 OLS 模型的截距; β_k 为第 k 个自变量的回归系数; ε_i 为随机误差,服从 $N(0, \delta^2)$, δ 为方差。

从 OLS 模型获得的回归参数只能反映研究区域整体的平均水平,无法表现研究区域内周边建成环境的空间距离及时间变化对于网约车出行的影响。

2) GWR 模型。该模型是对传统线性回归模型的补充扩展,在回归参数中加入了表征地理位置的距离权重系数,在局部范围内对研究区域进行逐一的参数估计,空间位置的不断变化也会使

得模型参数的估计值在不断回归中变化,能够展现结果的空间结构分异,其计算公式为:

$$Y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^r \beta_k(u_i, v_i) X_{ik} + \varepsilon_i \quad (4)$$

其中: u_i, v_i 分别为第 i 个样本点的经、纬度坐标; $\beta_0(u_i, v_i)$ 为第 i 个样本点的常数项; $\beta_k(u_i, v_i)$ 为第 i 个样本点第 k 个自变量的回归系数。

3) GTWR 模型。为了能够同时测量数据在时间和空间上的变化,考虑到网约车客流在不同的研究区域内可能呈现时间上的规律性,GTWR 模型将时间数据维度也嵌入回归参数中,是 GWR 模型在时间上的扩展,因此 GTWR 模型能够发挥时间维度上的优势。GTWR 模型的结构计算公式^[17]为:

$$Y_i = \beta_0(u_i, v_i, t_i) + \sum_{k=1}^r \beta_k(u_i, v_i, t_i) X_{ik} + \varepsilon_i \quad (5)$$

其中: (u_i, v_i, t_i) 为第 i 个样本点的空间和时间维度坐标; $\beta_0(u_i, v_i, t_i)$ 为第 i 个样本点的常数项; $\beta_k(u_i, v_i, t_i)$ 为第 i 个样本点第 k 个自变量的回归系数。GTWR 参数估计的计算公式为:

$$\hat{\beta}(u_i, v_i, t_i) =$$

$$[\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i, t_i) \mathbf{X}]^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i, t_i) \mathbf{Y},$$

$$\mathbf{W}(u_i, v_i, t_i) = \text{diag}[W_{i1} \quad W_{i2} \quad \dots \quad W_{is}] \quad (6)$$

其中: $\mathbf{W}(u_i, v_i, t_i)$ 为时空权重矩阵,是一个 $s \times s$ 对角矩阵; $W_{ij} (1 \leq j \leq s)$ 为时空距离衰减函数。 W_{ij} 计算公式为:

$$W_{ij} = \exp\left[-\frac{(d_{ij}^{\text{ST}})^2}{h^2}\right] \quad (7)$$

$$d^{\text{ST}} = \sqrt{\lambda[(u_i - u_j)^2 - (v_i - v_j)^2] + \mu(t_i - t_j)^2} \quad (8)$$

其中: h 为时空带宽,是非负参数,当 GTWR 模型

的赤池信息准则(Akaike information criterion, AIC)最小时, h 取到最优值^[18]; d^{ST} 为空间时间距离; λ, μ 分别为空间和时间距离的比例调整系数。本文使用 ArcGIS10.6 软件对模型参数进行估计。

3 模型结果与分析

3.1 模型结果对比

首先对城市建成环境的自变量进行多重共线性分析,再进行空间自相关性检验,尽量避免表征建成环境的变量相加夸大建成环境的影响,因此,对方差膨胀因子^[19]大于 5 的变量采用逐步分析法排除,然后进行空间自相关性分析检验,最终得到 7 个能够纳入模型的城市建成环境变量,包括交通设施服务 POI、餐饮服务 POI、公司企业 POI、住宅区 POI、购物服务 POI、体育休闲服务 POI 及土地利用混合度。本文采用上述 6 种 POI 属性数据和 HHI 值作为自变量,每个研究单元区域的上车客流量作为因变量,进行时空异质性分析,其在各个分析单元内的数量分布特征如图 3 所示。

对建立的 OLS 模型、GWR 模型和 GTWR 模型进行验证分析,拟合度 R^2 或修正后 R^2 反映模型拟合的优度,校正 AIC(AIC corrected, AICc)值综合反映 GTWR 模型的复杂度,残差平方和(residual sum of squares, RSS)反映模型预测精度。

R^2 越大, AICc 值和 RSS 越小,说明模型检验的结果越显著^[20]。

OLS 模型、GWR 模型和 GTWR 模型的检验结果见表 2 所列。

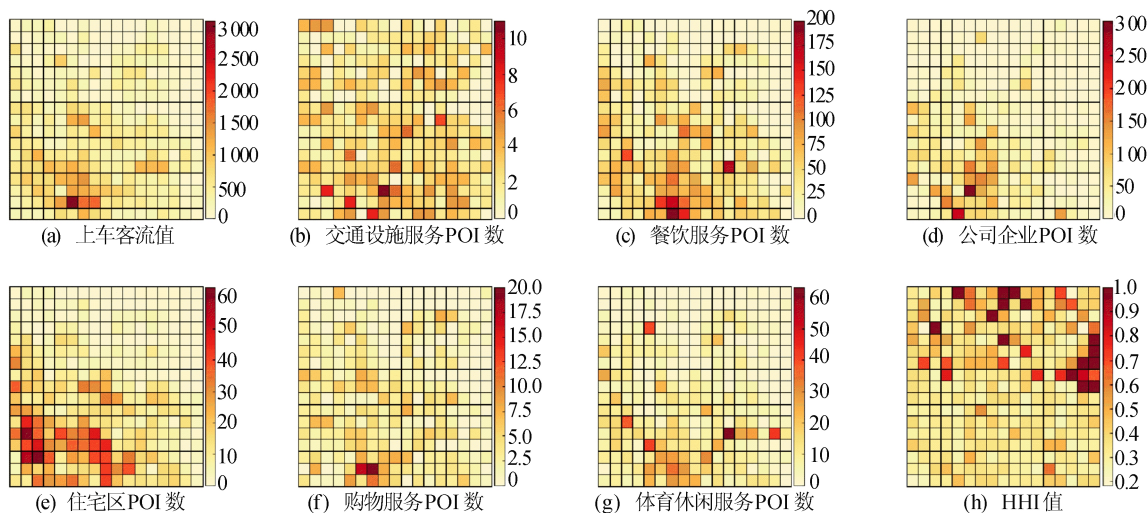


图 3 客流量、POI 属性数据及 HHI 的分布特征

表 2 OLS 模型、GWR 模型和 GTWR 模型的检验结果

指标	OLS 模型	GWR 模型	GTWR 模型
R^2	0.600 0	0.686 7	0.818 7
修正后 R^2		0.686 2	0.818 2
AICc 值	35 271	34 441	30 579
RSS	1 441 493	1 129 280	869 946

GTWR 模型的拟合度 R^2 比 OLS 模型提高将近 0.22,比 GWR 模型提高 0.13,GTWR 模型的 AICc 值和 RSS 均比 OLS 模型、GWR 模型小,这说明 GTWR 模型在时间、空间 2 个层面能更有效地解释建成环境属性对网约车客流的影响,拟合的效果更好。下面对 GTWR 模型拟合系数的时间和空间特性进行分析。

3.2 模型结果分析

3.2.1 拟合系数的时间特性

采用自变量(6 种 POI 属性数据和 HHI 值)拟合系数的平均值进行分析,各个建成环境因素的平均拟合系数时间分布如图 4 所示。由图 4 可知,除土地利用混合度外,其余 6 种变量均能促进网约车的客流出行。其中随着时间的变化,餐饮、娱乐的客流逐渐增多,餐饮服务 POI、体育休闲服务 POI 的促进作用逐渐增强;住宅区 POI 的拟合系数在早高峰最大,而后逐渐减弱,原因是住宅区是早上通勤者的出发地;由于网约车的便捷性和灵活性,极大方便了购物消费,16:00—18:00 完成购物服务后乘坐网约车的乘客比较多,购物服务 POI 在此时间段的拟合系数增幅较大;土地利

用混合度的拟合系数均为负值,说明土地利用类型的丰富度提高会抑制网约车出行客流,这与文献[21]的研究结果一致。

文献[21]认为土地利用混合度高的区域有足够的设施来满足日常生活需求,从而降低了出租车出行需求。

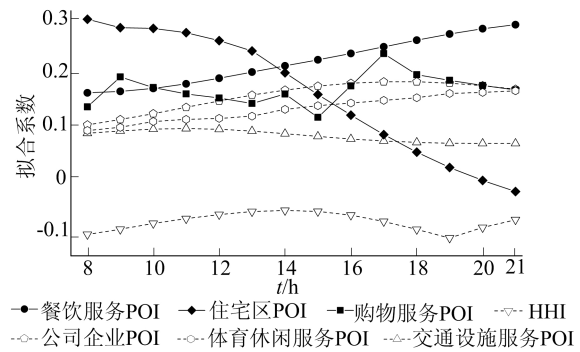


图 4 影响因素拟合系数平均值的时间分布

3.2.2 拟合系数的空间特性

6 种 POI 属性数据和 HHI 值拟合系数平均值空间分布分别如图 5、图 6 所示。

交通设施服务 POI 的拟合系数由南向北递增,说明交通设施服务 POI 对于网约车客流的影响在郊区,尤其是在二环路以外的东部区域更加显著,该区域公交站点和地铁站点相对较少,网约车客流产生总是集中在公交、地铁站点,说明网约车可能因其便捷性和灵活性,起到接驳换乘和补充公共交通出行的作用。

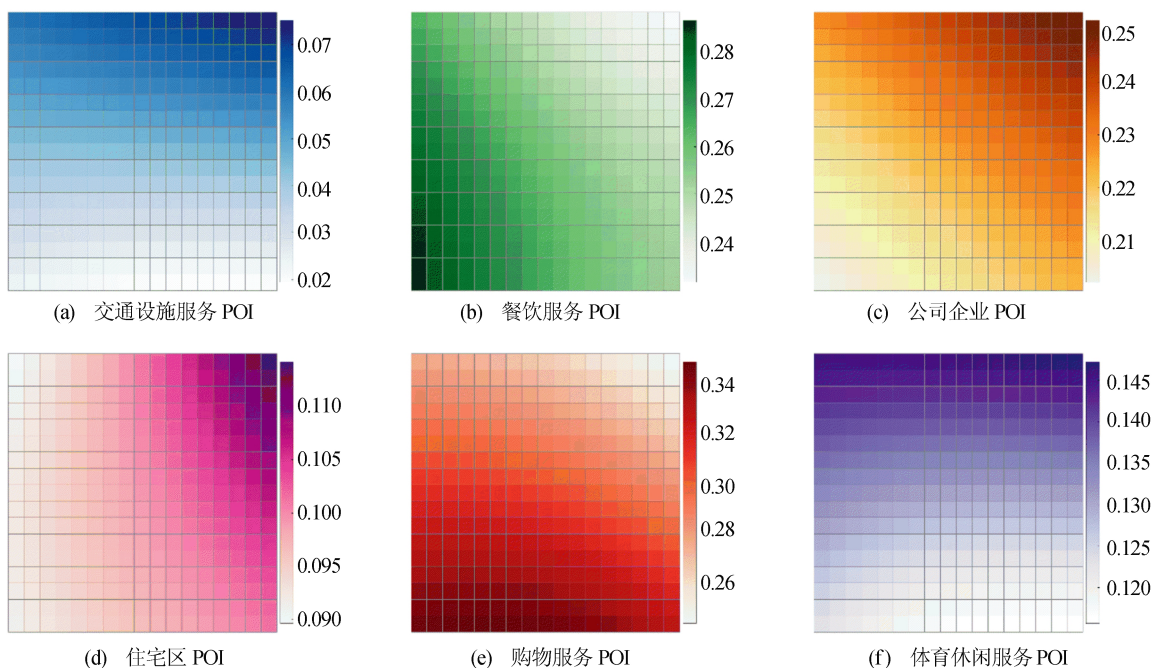


图 5 6 种 POI 属性数据拟合系数平均值的空间分布

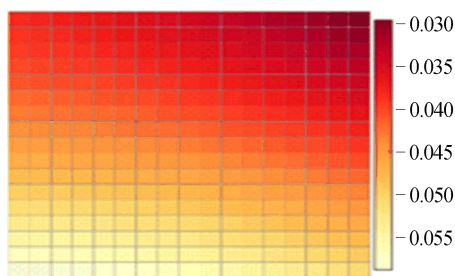


图 6 HHI 值拟合系数平均值的空间分布

餐饮服务 POI、购物服务 POI 的拟合系数由东北向西南递增,原因是西南地区有著名的历史街区和商业街,有许多的小吃店和购物商场,会吸引大量的网约车客流。

东北地区 POI 类型比较简单,土地利用类型相对单一,主要包括住宅用地、工业用地和未开发用地,网约车出行主要围绕住宅区和公司企业,因此在东北地区住宅区和公司企业的 POI 拟合系数比较高,与网约车客流相关性较强。

土地利用混合度对于网约车出行始终起抑制作用,但总体上抑制程度比较弱。西南部商业区用地类型复杂,多样性程度高,HHI 值较小,但有更多的购物、餐饮、休闲娱乐等服务,其促进作用大于土地利用混合度的抑制作用,因此相较于其他地区更具备吸引力,获得了更多的网约车客流。

4 结 论

1) 本文以网约车订单数据、城市建成环境数据为基础,构建 GTWR 模型,探究城市建成环境在时间、空间上对网约车客流的影响;相比于 OLS 模型和 GWR 模型,GTWR 模型的拟合效果更显著,其拟合度与前两者相比分别提高 22%、13%;采用 GTWR 模型可定量分析城市建成环境因素的时空异质性影响,有助于网约车运营公司考虑建成环境因素影响,改进动态行驶匹配算法,优化运营策略,从而提高网约车司机的接单效率。

2) 土地利用混合度的变化对网约车客流出行始终表现出抑制作用,混合度越高,抑制作用越强,但整体抑制出行能力较弱。在土地利用类型丰富的区域,购物服务 POI 和餐饮服务 POI 的促进作用更强,从而有更多的网约车客流。因此,在分析城市规划和交通管理问题时,可以对土地利用结构与性质进行更多的研究。

3) 本文研究结果表明,网约车在一定程度上填补了公共交通出行的不足,可以利用网约车的

便捷性和可达性实现与其他公共交通工具有效的衔接,满足更加方便多元化的出行需求。

关于如何判断网约车的潜在出行需求,并考虑更多因素分析网约车在时间、空间上的供需平衡关系,需要进一步研究。

[参 考 文 献]

- [1] 前瞻经济学人. 2020 年中国网约车行业市场规模及发展趋势分析 规模达 3 044 亿元[EB/OL]. (2020-07-17)[2020-10-13]. <https://www.qianzhan.com/analyst/detail/220/200716-24fed5ba.html>.
- [2] 付鑫,孙茂棚,孙皓. 基于 GPS 数据的出租车通勤识别及时空特征分析[J]. 中国公路学报, 2017, 30(7): 134-143.
- [3] ZHENG Z, ZHOU S H. Scaling laws of spatial visitation frequency: applications for trip frequency prediction [J]. Computers, Environment and Urban Systems, 2017, 64: 332-343.
- [4] BRODEUR A, NIELD K. An empirical analysis of taxi, Lyft and Uber riders: evidence from weather shocks in NYC[J]. Journal of Economic Behavior & Organization, 2018, 152: 1-16.
- [5] CHOI K. The influence of the built environment on household vehicle travel by the urban typology in Calgary, Canada [J]. Cities, 2018, 75: 101-110.
- [6] PAN H X, LI J, SHEN Q, et al. What determines rail transit passenger volume? Implications for transit oriented development planning [J]. Transportation Research Part D: Transport and Environment, 2017, 57: 52-63.
- [7] YANG Z, FRANZ M L, ZHU S J, et al. Analysis of Washington, DC taxi demand using GPS and land-use data [J]. Journal of Transport Geography, 2018, 66: 35-44.
- [8] LOO B P Y, CHEN C, CHAN E T H. Rail-based transit-oriented development: lessons from New York City and Hong Kong [J]. Landscape and Urban Planning, 2010, 97(3): 202-212.
- [9] FAGHIH-IMANI A, ELURU N. Incorporating the impact of spatiotemporal interactions on bicycle sharing system demand: a case study of New York CitiBike system [J]. Journal of Transport Geography, 2016, 54: 218-227.
- [10] 魏宗财,甄峰,莫海彤,等. 基于地理加权回归的中心城区共享单车出行特征及影响因素研究:以广州为例[J]. 地理科学, 2020, 40(7): 1082-1091.
- [11] BAO J, SHI X M, ZHANG H. Spatial analysis of bikeshare ridership with smart card and POI data using geographically weighted regression method [J]. IEEE Access, 2018, 6: 76049-76059.
- [12] 中华人民共和国住房和城乡建设部. 住房和城乡建设部关于发布国家标准《城市居住区规划设计标准》的公告[EB/OL]. (2018-07-10) [2020-10-13]. https://www.mohurd.gov.cn/gongkai/zhengce/zhengcefilelib/201811/20181130_238590.html.
- [13] 张毅. 基于多维影响因素的通勤出行决策行为[M]. 上海:

- 上海交通大学出版社,2015:39-41.
- [14] 赵鑫,宋英强,胡月明,等.基于多源开放数据的城乡居民点空间布局优化[J].广西师范大学学报(自然科学版),2020,38(1):26-40.
- [15] 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.
- [16] LAWSON A B. Bayesian disease mapping: hierarchical modeling in spatial epidemiology [M]. 2nd ed. London: Taylor & Francis, 2013:13-15.
- [17] 孙酪皓,申力,高博轩,等.基于GTWR模型的陕西省HFRS发病影响因素分析[J].现代预防医学,2020,47(23):4230-4234,4280.
- [18] YANG H T, LU X Z, CHERRY C R, et al. Spatial varia-
- tions in active mode trip volume at intersecions; a local analysis utilizing geographically weighted regression [J]. Journal of Transport Geography, 2017, 64:184-194.
- [19] CAMPBELL A A, CHERRY C R, RYERSON M S, et al. Factors influencing the choice of shared bicycles and shared electric-bikes in Beijing [J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2016, 67:399-414.
- [20] 卢贵宾,葛咏,秦昆,等.地理加权回归分析技术综述[J].武汉大学学报(信息科学版),2020,45(9):1356-1366.
- [21] 谢蔚翰,周素红.建成环境对出租车出行需求影响的时空分异模式[J].现代城市研究,2018(12):22-29.

(责任编辑 张淑艳)

(上接第1202页)

[参 考 文 献]

- [1] 中国烟叶公司.烟叶打叶复烤工艺规范:YC/T 146—2010 [S].北京:中国标准出版社,2011.
- [2] 朱文魁,刘斌,毛伟俊,等.基于低能X射线透射成像的打叶片烟中烟梗在线检测[J].烟草科技,2015,48(2):69-74.
- [3] 席建平,易浩,刘斌,等.基于FPGA的烟梗在线检测系统设计[J].中国烟草学报,2016,22(5):50-54.
- [4] 刘赐德.基于X射线透射成像的叶中含梗率在线检测技术研究[D].昆明:昆明理工大学,2019.
- [5] 汤龙文.基于透光性差异的烟梗检测分析及算法实现[J].景德镇学院学报,2017,32(6):26-29.
- [6] DAI J, LI Y, HE K, et al. R-FCN: object detection via region-based fully convolutional networks [C] // Conference on Neural Information Processing Systems. [S. l. : s. n.], 2016:1-9.
- [7] GIRSHICK R. Fast RCNN [C] // IEEE International Conference on Computer Vision. [S. l.]: IEEE, 2015: 1440-1448.
- [8] HE K, GKIOXARI G, DOLLAR P, et al. Mask R-CNN [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, 42(2):386-397.
- [9] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(9):1904-1916.
- [10] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster RCNN: Towards real-time object detection with region proposal networks [C] // Conference on Neural Information Processing Systems. [S. l. : s. n.], 2015:1-9.
- [11] SERMANET P, EIGEN D, ZHANG X, et al. Overfeat: Integrated recognition, localization and detection using convolutional networks [EB/OL]. (2014-02-24) [2023-01-02]. <https://arxiv.org/abs/1312.6229v4>.
- [12] LIU W, ANGUELOV D, ERHNA D, et al. SSD: Single shot multibox detector [C] // European Conference on Computer Vision. [S. l. : s. n.], 2016:21-37.
- [13] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection [EB/OL]. (2020-04-23) [2023-01-02]. <https://arxiv.org/abs/2004.10934>.
- [14] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: an incremental improvement [EB/OL]. (2018-04-08) [2023-01-02]. <https://arxiv.org/abs/1804.02767>.
- [15] JIANG Z, ZHAO L, LI S, et al. Real-time object detection method based on improved YOLOv4-tiny [EB/OL]. (2020-11-09) [2023-01-02]. <https://arxiv.org/abs/2011.04244>.
- [16] JOCHER G. YOLOv5 [EB/OL]. (2020-06-10) [2023-01-02]. <https://github.com/ultralytics/yolov5>.

(责任编辑 李凯)