

游尔康, 马晓旦. 共享单车出行需求影响因素研究:以上海市为例[J]. 智能计算机与应用, 2025, 15(1):18-23. DOI:10.20169/j. issn. 2095-2163. 24052801

共享单车出行需求影响因素研究:以上海市为例

游尔康, 马晓旦

(上海理工大学 管理学院, 上海 200093)

摘要: 研究共享单车出行影响机制有助于优化共享单车的使用体验,提高出行效率,减少交通拥堵,推动共享单车行业健康发展。本文针对共享单车出行需求影响机制问题,基于上海市共享单车出行和道路交通等多源数据,选取道路交通基础设施、公共交通和土地利用三方面的相关变量来构建共享单车出行需求与影响因素关系的 OLS(普通最小二乘法)和 GWR(地理加权回归)回归模型。研究表明:地理加权回归模型(GWR)相比普通最小二乘法模型(OLS)拟合度更好;变量影响程度方面,地铁站点密度越高,对共享单车出行需求的促进作用越强,其次是主干道密度和次干道密度;而住宿服务密度、公司企业密度、公交站点密度、科教文化密度和支路密度对共享单车出行需求的作用呈正相关但无明显的积极影响,该研究结果可为企业对共享单车的布局及运营管理提供参考。

关键词: 共享单车; 出行需求; 影响因素; 地理加权回归

中图分类号: U491 **文献标志码:** A **文章编号:** 2095-2163(2025)01-0018-06

Research on influencing factors of shared bicycle travel demand: taking Shanghai as an example

YOU Erkang, MA Xiaodan

(School of management, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract: Studying the impact mechanism of shared bicycle travel can help optimize the user experience, improve travel efficiency, reduce traffic congestion, and promote the healthy development of the shared bicycle industry. This study addresses the issue of the influencing mechanism of shared bicycle travel demand and builds OLS (ordinary least squares) and GWR (geographically weighted regression) regression models using multi-source data on shared bicycle travel and road traffic in Shanghai, selecting relevant variables from road traffic infrastructure, public transportation, and land use to establish the relationship between shared bicycle travel demand and influencing factors. The results show that the GWR (geographically weighted regression) model has a better fit than the OLS (ordinary least squares) model; in terms of variable impact, the higher the metro station density, the greater the promotion of shared bicycle travel demand, followed by the densities of major arterial roads and secondary arterial roads; while the densities of accommodation services, company enterprises, bus stops, educational and cultural facilities, and secondary roads have a positive correlation with shared bicycle travel demand but no significant positive impact. The research results can provide reference for enterprises to layout and operate shared bicycles.

Key words: shared bicycles; travel demand; influencing factor; geographically weighted regression

0 引言

近年来,共享单车作为一种新兴的城市交通工具,快速发展并深受人们喜爱。共享单车便捷、环保的特点满足了人们短距离出行的需求,同时也为城市交通疏解和减少空气污染做出了重要贡献^[1]。然而,共享单车的成功与否关键取决于其布局与分

布是否合理,而这又受到了一系列影响因素的制约,研究共享单车需求影响因素并进行精准预测,对于优化共享单车的布局、提高服务质量、合理配置资源具有重要意义。

国内外学者对居民选择共享单车出行影响因素进行了深入研究。严亚磊^[2]以上海市作为样本城市,搜集共享单车出行、人口和道路基础设施等数

作者简介: 游尔康(1999—),男,硕士研究生,主要研究方向:交通规划与管理。

通信作者: 马晓旦(1966—),男,硕士,副教授,硕士生导师,主要研究方向:交通规划,交通管理与控制。Email:usst.mxd@163.com。

收稿日期: 2024-05-28

据,并建立了回归模型来探究共享单车出行影响机制,并得出结论:人口密度、土地混合利用和容积率有利于共享单车出行;Shen^[3]研究新加坡共享单车出行影响因素时发现便捷的公共交通和混合用地的使用会促进共享单车的使用;罗桑扎西等^[4]采用多元回归分析的方法发现共享单车借还车量受日常服务设施密度、各级道路里程以及公共交通条件影响;CHOPDAR 等^[5]在印度特定的文化和交通环境下,通过问卷和访谈等方法研究性能期望、努力期望和习惯等对共享单车需求的影响;李福等^[6]探讨共享单车用户在不同时间段和地点骑行行为模式,研究显示骑行起点和终点受时间、天气、城市规划和交通设施等多种因素的影响;莫海彤等^[7]使用摩拜单车骑行数据,把广州城市片区划分为 1 000 m×1 000 m 网格进行多元线性回归分析,得出居住密度和公共交通密度对工作日和休息日出行高峰交通量密度具有显著影响的结论;Yang^[8]构建普通最小二乘法模型(OLS)和地理加权回归模型(GWR),考虑空间异质性对步行和骑行出行之间的影响机制的影响,研究结果表明相比于 OLS 模型,GWR 模型具有更好的拟合优度和预测精度;杨逍等^[9]选取共享单车出行的影响因素,包括公共交通、道路交通设施、用车环境和土地利用等,分析了各因素的空间非平稳性,研究结果显示地理加权回归模型能更好地反映变量之间的空间异质性。可以看出普通最小二乘法回归分析是研究共享单车出行需求与影响因素之间关系的常用方法,但该方法对空间异质性问题的处理能力有限,而地理加权回归则可以基于地理权重更好地考虑空间上的非均质性和空间依赖性。

1 研究区域与变量选取

上海市总面积 6 340 平方千米,下辖 16 个区,常住人口接近 2 500 万人。2016 年 4 月,上海市出现共享单车,并在 2017 年达到了顶峰状态,车辆总数突破了 170 万辆。到 2018 年底,受制于气候条件和企业的经营管理等诸多因素的影响,每月活跃的共享单车数量大约为 55 万辆,每日平均使用次数接近 24 万辆。本文选取上海市的 9 个区即嘉定区、杨浦区、虹口区、宝山区、普陀区、长宁区、徐汇区、静安区、黄浦区作为研究区域,将研究范围划分为 1 000 m×1 000 m 的网格,共得到 1 184 个网格单元。

共享单车数据时间为 2018 年 9 月 1 日~4 日,天气晴朗适宜骑行,来自于上海市交通管理部门。

骑行订单包括车辆编号、租车时间及经纬度、还车时间及经纬度。从研究区域的社会状况、道路设施等实际情况出发,结合已有研究对共享单车骑行特征及其影响因素的探究,总结分析得到以下 3 类影响因素。

(1)道路基础设施。城市道路的长度、等级等特性会对乘客出行体验和选择交通方式产生影响,进而改变共享单车的分布情况。有学者探讨了不同类型道路长度如何影响共享单车使用,认为主干道长度的增加可能导致共享单车使用效果降低^[10]。

(2)公共交通。公共交通工具的便利程度是决定人们选择出行方式的关键因素之一,例如:共享单车停车点的位置距离交通中心如火车站、地铁/公交车站的最小直线距离,覆盖范围内公交站点种类及数量等都会直接影响人们的出行决策^[11]。

(3)土地利用。不同的土地利用类型如餐饮服务设施、科教文化设施以及公司企业设施等会对共享单车出行产生不同程度的需求,拥有多种用地类型的地区往往会带来更高的交通需求,这可能导致共享单车使用者从起点到终点的路线呈现出一定的模式化分布特征^[12]。

综上所述,选取能反映研究区域内共享单车需求特征影响因素的 10 类指标如图 1 所示,并对研究网格单元内每个变量进行统计,自变量的描述性统计见表 1。

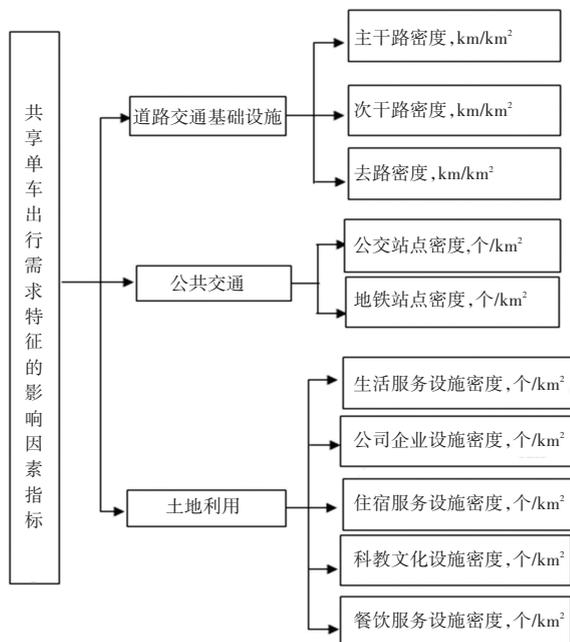


Fig. 1 Influencing factors of the distribution of shared bicycles

表1 自变量的描述性统计
Table 1 Descriptive statistics of independent variables

变量	变量说明	最大值	平均值	标准差
住宿服务设施	单位栅格中住宿服务类 POI 的个数/km ²	253	5.946	14.755
生活服务设施	单位栅格中生活服务类 POI 的个数/km ²	911	61.938	106.469
公司企业设施	单位栅格中公司企业类 POI 的个数/km ²	447	45.402	62.052
餐饮服务设施	单位栅格中餐饮服务类 POI 的个数/km ²	653	49.052	86.975
科教文化设施	单位栅格中科教文化类 POI 的个数/km ²	246	17.068	30.945
公交站点密度	单位栅格中公交站点的个数/km ²	35.656	17.579	45.384
地铁站点密度	单位栅格中地铁站点的个数/km ²	4.134	0.256	0.617
主干道密度	单位栅格中道路长度 km/km ²	29.822	1.449	2.538
次干道密度	单位栅格中道路长度 km/km ²	21.818	6.120	4.436
支路密度	单位栅格中道路长度 km/km ²	32.647	0.516	1.469

2 研究方法

2.1 多重共线性

多重共线性是指自变量间具有着极强的关联性,可能导致模型的解释和预测效果下降^[13]。方差膨胀系数(VIF)是常用来检测多重共线性的统计量之一,计算公式如下:

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

其中, r^2 是自变量与其他自变量的线性相关系数的平方和。

VIF衡量了回归模型中每个自变量的方差被多重共线性影响的程度。本文通过计算VIF数值的方式对共享单车出行量及其相关因素之间的高度关联性进行共线性检验,从而防止由于各种因素的高度共线而影响回归分析结论。当VIF值小于10时,意味着变量之间不存在高度共线性,可以纳入回归模型进行分析。对上述影响共享单车出行需求的指标数据进行多重共线性检验,得到各变量的VIF值,见表2。生活服务设施和餐饮服务这两个变量的方差膨胀系数(VIF)大于10,因此剔除这两个变量,其余变量纳入回归模型中^[14]。

2.2 空间自相关

空间自相关是指地理空间中的现象或变量在空间上的相关性。这种关联可以是正的(相似的现象更有可能发生在彼此附近的位置)或负的(相似的现象更有可能发生在彼此相距较远的位置)^[15]。

表2 各变量VIF值

Table 2 VIF values of each variable

变量名称	VIF值
住宿服务设施	3.026
生活服务设施	16.368
公司企业设施	2.026
餐饮服务设施	13.397
科教文化设施	4.312
公交站点密度	2.380
地铁站点密度	1.734
主干道密度	1.785
次干道密度	1.748
支路密度	2.106

空间自相关可以通过空间统计分析的方法来进行研究,其中一种常用的方法是计算空间自相关指数,如Moran's I指数,Moran's I可以用来衡量地理空间中的现象在空间上的相关性程度,Moran's I指数的计算公式如下:

$$I = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_{ij} (X_i - \bar{X})(X_j - \bar{X})}{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \quad (2)$$

其中, X_i 和 X_j 分布表示区域*i*和区域*j*的属性值; \bar{X} 表示属性值的平均值; W_{ij} 表示区域*i*和*j*之间的空间权重。

Moran's I指数值的范围介于-1~1之间,如果

Moran's I 的值接近 1, 说明存在正的空间自相关, 即相似值聚集在一起, 形成空间集聚现象; 如果接近 -1, 则说明存在负的空间自相关, 即相似值分散开来, 呈空间分散现象; 如果 Moran's I 的值为 0, 则意味着不存在空间自相关, 即地理现象的分布呈随机分布^[16]。Z 值和 P 值是统计学常用来确定观察结果偏离期望值程度的指标, Z 值是观察值与平均值之间的标准偏差, 如果 Z 值很大或者很小就意味着观察到的现象是不寻常的, 一般来说, $Z > 1.65$ 时呈

现聚集分布, $Z < -1.65$ 时呈现离散分布^[17]。P 值在统计假设检验中使用, 表示观察到的数据与假设无关(即零假设)的概率, 如果 P 值小于预定的显著水平(如 0.05), 则表示拒绝数据的空间分布是随机的这一零假设, 认为数据的表现并不是偶然的, 是具有统计学意义的。对上述 8 个变量进行空间自相关分析见表 3, 住宿服务设施等 8 个变量的 p 值都小于显著水平 $\alpha = 0.05$, Z 值大于 1.65, 所以变量都呈现空间集聚性。

表 3 自变量空间自相关分析表

Table 3 Spatial autocorrelation analysis table of independent variables

变量	Moran's I 指数	方差	Z 得分	P 值	空间模式
住宿服务设施	0.656 768	0.000 234	43.318	0.000 *	集聚
公司企业设施	0.542 098	0.000 245	34.695	0.000 *	集聚
科教文化设施	0.691 757	0.000 245	44.276	0.000 *	集聚
地铁站点密度	0.382 658	0.000 245	24.495	0.000 *	集聚
公交站点密度	0.213 338	0.000 102	21.169	0.000 *	集聚
主干道密度	0.491 988	0.000 243	31.638	0.000 *	集聚
次干道密度	0.651 549	0.000 247	41.520	0.000 *	集聚
支路密度	0.213 879	0.000 204	15.042	0.000 *	集聚

* 表示在 Z 得分大于 2.58 时, P 值小于 0.01 则变量随机分布的可能小于 1%

2.3 回归模型

建立全局回归模型和地理加权回归模型对共享单车需求影响因素进行分析。全局回归模型是一种标准的回归分析模型, 通常用来探究自变量与因变量之间的关系, 这种模型不考虑地理空间的影响, 即使有地理数据, 也将其视为独立的自变量进行建模^[18]; 而地理加权回归模型是一种考虑地理空间关系的回归分析模型, 模型中引入了权重矩阵, 用于反映地理空间的关联程度, 通常距离越近的地区, 其权重越大, 说明其对目标地区的影响越大^[19]。

(1) 全局回归模型。传统线性回归模型属于全局回归模型, 通常采用最小二乘法回归模型(OLS)进行参数估计, 其假设线性回归关系满足全局空间平稳性, 计算如下:

$$y_i = \beta_0 + \sum_{k=1}^k \beta_k X_{ik} + \varepsilon_i, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

其中, y_i 为因变量(即共享单车骑行密度); β_0 为截距; X_{ik} 为第 k 个自变量在 i 点的值(各自变量密度); β_k 为第 k 个自变量的回归系数; ε_i 为残差。

(2) 地理加权回归模型(GWR)。与传统的全局回归模型不同, 地理加权回归模型的回归系数随着空间位置的改变而变化, 从而更好地捕捉地理现

象在空间上的变化规律, 计算如下:

$$y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^k \beta_k X_{ik} + \varepsilon_i, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

其中, (u_i, v_i) 为第 i 个单元格的质心坐标; $\beta_0(u_i, v_i)$ 为连续函数 $\beta_0(u_i, v_i)$ 在 (u_i, v_i) 的值。

3 结果分析

3.1 模型结果比较

检验了多重共线性和空间自相关后, 分别建立了 OLS 模型和 GWR 模型, 并对这两个模型得出的结果进行比较, 回归模型的诊断指标中, R^2 (解释力)和 $AICc$ (修正的赤池信息准则)是常用的两个指标^[20], 公式如式(5)和式(6)所示, R^2 值越大, $AICc$ (修正的赤池信息准则)值越小, 说明模型中自变量对因变量的解释力度更强。

$$R^2 = 1 - \frac{SS_{res}}{SS_{tot}} \quad (5)$$

其中, SS_{res} 是残差平方和, 即模型预测值与实际观测值之间的差异的平方和; SS_{tot} 是总平方和, 即实际观测值与观测值均值之间的差异的平方和。

$$AICc = n \ln \left(\frac{SS_{res}}{n} \right) + \frac{2k(n+1)}{n-k-1} \quad (6)$$

其中, n 是样本量, k 是模型的参数个数。

OLS 和 GWR 模型指标结果比较见表 4, R 模型的 R^2 值比 OLS 模型提高了 0.129, 而 $AICc$ 值比 OLS 模型小, 表明 GWR 模型的拟合效果比 OLS 模型好, 可以更好地解释自变量对共享单车需求的影响。

表 4 OLS 和 GWR 模型指标结果比较

Table 4 Comparison of OLS and GWR model index results

模型	R^2	$AICc$
OLS	0.798	21 009.02
GWR	0.927	20 090.65

3.2 空间异质性分析

空间异质性指的是地理空间上存在的不同地区之间在某种特征或现象上的差异性, 这种差异性可能是地理位置、自然环境、人口分布、经济发展水平等, 导致不同地区在某种特征上表现出不同的特点或规律。利用 ArcGIS 软件对共享单车使用量构建影响因素的 GWR 模型, 回归系数可反映不同因变量对共享单车需求的影响程度。当系数为正时, 表示某自变量对因变量具有促进的作用, 预测值越大, 作用也越大; 系数为负值时, 说明该自变量对因变量存在抑制的效应, 预测值越大, 影响就越大。GWR 模型的各项拟合系数见表 5, 可以看出住宿服务设施等 8 个变量的拟合系数平均值都是正值, 说明这些变量对共享单车出行的影响在多数区域都呈正相关, 但正相关显著程度有所区别。

表 5 GWR 模型回归系数

Table 5 Regression coefficient of GWR model

变量	最小值	最大值	平均值	标准差
截距	-1 426.025	2 146.760	-126.717	424.877
住宿服务设施	-45.252	153.759	13.416	25.020
公司企业设施	-1.537	16.086	3.278	4.129
科教文化设施	0.805	66.556	20.675	19.899
地铁站点密度	-215.496	1 186.980	352.861	293.669
公交站点密度	-11.703	47.215	12.107	14.329
主干道密度	-129.032	313.876	65.946	97.205
次干道密度	-8.134	510.683	73.578	108.730
支路密度	-442.432	720.370	19.976	130.248

公共交通方面, 地铁站点是对共享单车需求量影响最大的要素, 尤其是杨浦区五角场商圈地铁站点密度高, 对共享单车的需求量很大。地铁站点数量多意味着地铁的覆盖范围更广, 由于许多乘客会选择“共享单车+地铁”的方式出行, 更方便地抵达

地铁站。公交站点在普陀区、静安区和虹口区对共享单车出行呈现比较显著的正相关。服务设施方面, 住宿服务设施和科教文化设施对共享单车出行表现出比较强的促进作用, 说明共享单车已经基本融入居民的日常生活, 而对公司企业则影响较弱, 可能是居民上班有更多的选择方式, 不单单是选择共享单车这一种方式。道路方面, 主干道和次干道密度增加对共享单车出行起到极强的正面作用, 表明城市中的主要道路建设比较完善, 有利于共享单车出行; 支路密度增加则由于包括人行道和一些还未建设完全的道路等原因, 不利于共享单车骑行, 因此表现出不显著的正相关。

4 结束语

研究共享单车出行需求的影响因素对共享单车的布局及运营管理具有重要意义。本文从道路交通基础设施、公共交通以及土地使用 3 个方面构建了共享单车出行的影响因素集合, 结合上海市共享单车数据、POI 数据、道路网数据等多源数据, 构建 OLS 和 GWR 两种模型并进行比较。结果表明, GWR 模型能够更好地捕捉地理空间上的差异性, 拟合度优于 OLS 模型, 地铁站点密度是影响共享单车使用的最大因素, 共享单车企业可以考虑在地铁站点密度大的区域投放更多的共享单车; 其次是主干道密度; 影响微弱的是公司企业设施密度。在以后的研究中将考虑更多的影响因素, 如天气和交叉口密度等, 以便对共享单车出行需求进行更系统的分析。

参考文献

- [1] KOU Zhaoyu, CAI Hua. Comparing the performance of different types of bike share systems[J]. Transportation Research Part D: Transport and Environment, 2021, 94: 1-21.
- [2] 严亚磊, 于涛, 沈丽珍. 共享单车出行的建成环境影响机制: 以上海市为例[J]. 上海城市规划, 2020(6): 85-91.
- [3] SHEN Y, ZHANG X, ZHAO J. Understanding the usage of dockless bike sharing in Singapore[J]. International Journal of Sustainable Transportation, 2018, 12(9): 686-700.
- [4] 罗桑扎西, 甄峰, 尹秋怡. 城市公共自行车使用与建成环境的关系研究: 以南京市桥北片区为例[J]. 地理科学, 2018, 38(3): 332-341.
- [5] CHOPDAR P K, LYTRAS M D, VISVIZI A. Exploring factors influencing bicycle-sharing adoption in India: A UTAUT 2 based mixed-method approach[J]. International Journal of Emerging Markets, 2023, 18(11): 5109-5134.
- [6] 李福, 徐良杰, 陈国俊, 等. 共享单车用户骑行起讫点时空特征分析[J]. 交通信息与安全, 2022, 3(40): 146-153.
- [7] 莫海彤, 魏宗财, 翟青. 老城区共享单车出行特征及影响因素研

- 究;以广州为例[J]. 南方建筑,2019(1):7-12.
- [8] YANG H, LU X, CHERRY C, et al. Spatial variations in active mode trip volume at intersections: A local analysis utilizing geographically weighted regression [J]. *Journal of Transport Geography*, 2017, 64: 184-194
- [9] 杨逍遥,王建军,李国栋,等. 基于 GWR 模型的共享单车空间分布影响因素分析[J]. 交通运输研究,2021,7(1):81-94.
- [10] 路庆昌,徐标,崔欣. 建成环境与共享单车流率的非线性关系研究[J]. 华南理工大学学报(自然科学版),2023,51(2):100-110.
- [11] 崔树强,朱佩娟,张美芳,等. 城市建成环境对共享单车使用空间分布的影响:以长沙市为例[J]. 西南大学学报(自然科学版),2020,42(6):89-99.
- [12] 张磊,张磊,宋彦. 城市街区的建成环境与共享单车出行关系的研究:以深圳为例[J]. 现代城市研究,2019,34(10):7.
- [13] 韦娇敏,刘卓,陈艳艳,等. 考虑宏微观建成环境的共享单车骑行影响因素分析[J]. 科学技术与工程,2023,23(9):3904-3915.
- [14] 惠英,唐磊,解英堃,等. 区域建成环境对共享单车日变特征的影响:以厦门市为例[J]. 城市交通,2021,19(6):81-90.
- [15] MA X, JI Y, YUAN Y, et al. A comparison in travel patterns and determinants of user demand between docked and dockless bike-sharing systems using multi-sourced data [J]. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 2020, 139: 148-173.
- [16] EREN E, UZ V E. A review on bike-sharing: The factors affecting bike-sharing demand [J]. *Sustainable Cities and Society*, 2020, 54: 101882.
- [17] GUO Y, HE S Y. Built environment effects on the integration of dockless bike-sharing and the metro [J]. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 2020, 83: 102335.
- [18] XIAO G, XIAO Y, NI A, et al. Exploring influence mechanism of bikesharing on the use of public transportation: A case of Shanghai [J]. *Transportation Letters*, 2023, 15(4): 269-277.
- [19] ALCORN L G, JIAO J. Bike-sharing station usage and the surrounding built environments in major Texas cities [J]. *Journal of Planning Education and Research*, 2023, 43(1): 122-135.
- [20] TONG Zhaomin, ZHU Yi, ZHANG Ziyi, et al. Unravel the spatio-temporal patterns and their nonlinear relationship with correlates of dockless shared bikes near metro stations [J]. *Geo-Spatial Information Science*, 2023, 26(3): 577-598.