

王永岗,刘晓虎,张 衡. 考虑空间聚集特征的出租车交通事故影响因素分析[J]. 长安大学学报(自然科学版),2023,43(5):99-106.
WANG Yong-gang, LIU Xiao-hu, ZHANG Heng. Analyzing risk factors for taxi accidents considering spatial aggregation characteristics[J].
Journal of Chang'an University (Natural Science Edition), 2023, 43(5): 99-106.

DOI:10.19721/j.cnki.1671-8879.2023.05.010

考虑空间聚集特征的出租车交通事故影响因素分析

王永岗^{1,2}, 刘晓虎¹, 张 衡¹

(1. 长安大学 运输工程学院, 陕西 西安 710018; 2. 长安大学 生态安全屏障区交通网设施管控及
循环修复技术交通运输行业重点实验室, 陕西 西安 710018)

摘 要:为有效甄别出租车交通事故成因,以美国芝加哥市区 77 个交通小区为基本单位,收集了 2016~2018 年各交通小区内出租车交通事故及出租车出行 OD、人口分布、经济社会发展、土地利用性质、道路交通基础设施等数据,引入贝叶斯残差项反映某一交通小区对其他小区的空间影响效应,利用交通小区间的出租车出行联系替代小区间地理距离来构建空间权重矩阵,根据全局空间自相关 Moran 指数检验各交通小区间出租车事故率的空间相关性,并构建了贝叶斯条件自回归模型以辨识出租车事故率的显著性影响因素。结果表明:研究区域内出租车事故率存在显著的空间正相关性,出租车出行次数、平均单次行程时间与交通小区内出租车下车比率是出租车事故率的 3 个关键性影响因素,呈现显著的正相关,其中出租车下车比率影响最大;另外,出租车事故率亦与交通小区内的人口密度、商业用地比例、地标建筑数量、道路网密度、交叉口数量及公交站点数量呈正相关,而与 18 岁以下及 64 岁以上人口比例、工业用地比例呈负相关。

关键词:交通工程;出租车事故率;空间权重矩阵;贝叶斯条件自回归;影响因素

中图分类号:U491.31 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-8879(2023)05-0099-08

Analyzing risk factors for taxi accidents considering spatial aggregation characteristics

WANG Yong-gang^{1,2}, LIU Xiao-hu¹, ZHANG Heng¹

(1. School of Transportation Engineering, Chang'an University, Xi'an 710018, Shaanxi, China;
2. Key Laboratory of Transport Industry of Management, Control and Cycle Repair Technology for Traffic
Network Facilities in Ecological Security Barrier Area, Chang'an University, Xi'an 710018, Shaanxi, China)

Abstract: In order to effectively identify the causes of taxi involved traffic accident, the Chicago city was divided into 77 traffic zones as the basic research unit, and the data of each traffic zone during the period of the year 2016 to 2018 were collected, including taxi accidents, taxi travel OD, population distribution, economic and social development, land use properties, and road infrastructures. To reflect the spatial impact effect of a certain traffic zone on other zones, a Bayesian residual term was introduced. A spatial weight matrix was constructed using taxi travel connections between zones as a substitute for geographical distance, and the global spatial

收稿日期:2022-12-09

基金项目:国家社会科学基金项目(19BGL239)

作者简介:王永岗(1977-),男,山东青州人,教授,博士研究生导师,E-mail:wangyg@chd.edu.cn。

Moran's index was used to test the spatial autocorrelation of taxi accident rates between different traffic zones. And a Bayesian conditional autoregressive model was proposed to identify the significant factors influencing taxi accident rates. The results show that there is a significant spatial positive correlation in taxi accident rate within the study area. The number of taxi trips, average trip duration, and the ratio of taxi drop-offs within traffic zones are three key influencing factors that have a significant positive correlation with taxi accident rate, with the taxi drop-off ratio having the greatest impact. Additionally, taxi accident rate is positively correlated with population density, proportion of commercial land, number of landmark buildings, road network density, number of intersections, and number of bus stops within the traffic zones. On the other hand, it is negatively correlated with the proportion of population under 18 and over 64 years old, as well as the proportion of industrial land use. 2 tabs, 2 figs, 25 refs.

Key words: traffic engineering; taxi accident rate; spatial weight matrix; Bayesian conditional autoregression; influencing factor

0 引言

出租车因方便、快捷、舒适等优点而广受出行者青睐,但随着城市传统出租车数量的增加和网约车行业的兴起,出租车市场竞争日益激烈,所引发的交通安全问题也日益严重^[1]。据统计,深圳出租车2018年交通事故达87 577起,平均事故率高达4.16起/车,远高于机动车平均事故率。出租车驾驶人工作强度大,长时间处于复杂交通环境中,面临的事故风险因素众多,易发生道路交通事故。因此,亟需深入挖掘出租车交通事故的影响因素,并提出针对性改善政策措施,以便于提升这一特殊职业群体的交通安全水平。

目前,有关出租车交通安全方面的研究,主要侧重于挖掘个体事故特征,分析出租车驾驶人的个体属性特征、职业因素(工作压力、收入满意度等)、不良驾驶行为(疲劳驾驶、闯红灯等)与事故频率、严重程度的量化关系^[2-4],而从出行规律、空间环境特征等宏观层面研究出租车交通事故问题的报道则较少。2009年,Anderson首次提出了道路交通事故具有空间聚集分布特征,为地理科学与交通安全研究的有机结合奠定了关键基础^[5]。2013年,Wang等研究发现交通分析小区内路网结构、人口分布等因素影响交通事故的发生频率^[6]。2018年,Xie等针对出租车交通事故的空间分布特征展开深入研究,其分析结果表明华盛顿市出租车OD数据与其引发的交通事故在空间分布上存在密切相关性^[7]。2019年,陆化普等研究了深圳市道路交通事故空间分布特征,发现中心城区交通事故频率占比较高,而郊区地带则形成了高严

重程度的事故聚类^[8]。

为了考虑邻近区域因素对本区域的潜在影响,许多研究对传统计数模型进行扩展后形成了一系列空间回归模型,用以解决交通事故统计分析中的空间相关性问题。2012年,Siddiqui等构建了贝叶斯泊松对数正态模型,用来研究交通小区内自行车与行人碰撞事故的空间相关性^[9]。2013年,Li等以县级行政区为单位对美国加利福尼亚州进行交通小区划分,利用地理加权泊松回归模型及小区邻接关系分析了事故数据的空间变化特征^[10]。2018年,吴瑞龙等引入网络空间线性最邻近指数和Knox时空检验方法,研究了武汉市青山区的道路交通事故时空交互性,阐明了交通事故的时空聚集性规律^[11]。2019年,Xie等利用纽约曼哈顿交通事故数据提出了一种多元条件自回归模型,来检验相邻人口普查区间事故分布的空间自相关性及不同碰撞类型事故间的内在相关性^[12]。

在交通事故空间分布规律研究中需构建空间模型(如负二项式模型、泊松对数正态模型等),其核心为基于小区间距离建立空间权重矩阵,但地理距离远近往往无法表征出行联系的紧密程度,尤其是针对出租车交通这种通达性强的交通方式。本研究以交通小区为单位,基于出租车出行OD数据,用交通小区间出租车出行联系来代替小区间地理距离,确定空间权重模型,进而构建贝叶斯条件自回归模型来研究小区内出租车出行特征、经济社会、人口分布、土地利用及道路基础设施等因素与出租车事故率的关系,以便针对性提出出租车事故预防的对策

与措施。

1 数据准备

以整个芝加哥市区为研究范围,依据其行政区划将研究区域划分为 77 个交通小区。以交通小区为单位,分析影响出租车交通事故的关键性因素,所采用数据主要来源于芝加哥门户网站中的开放数据库,包括 2016~2018 年出租车事故数据、小区道路交通基础设施数据、社会经济-人口数据、土地利用数据及出租车出行 OD 数据。其中,出租车事故样本达到 1 万条以上,出租车 OD 数据达到 200 万条,二者数量均远超简单随机抽样中一般误差(5%)的样本量需求,使用这些数据进行后续分析具备较高的可靠性。

此外,鉴于各事故影响因素间可能存在一定相关性,这种相关性可能会影响回归结果的准确性,进而引发多重共线性问题。例如在本研究中,人口密度、土地利用性质、小区内公交站点等变量间可能存在一定的相关性。为了判断这些变量间的相关性是否会对回归结果造成较大影响,研究

对拟建模型的自变量进行多重共线性检验(因变量为各小区出租车事故率),通过方差膨胀因子(variance inflation factor, VIF)判断因素相关性对回归结果的影响情况。一般而言,当某变量的 VIF 值小于 10 时,可认为该变量与其他变量间产生的相关性对回归结果影响不大;若某变量的 VIF 值大于 10,则认为该变量可能与其他变量产生了较强的相关性,应该在回归过程中移除该变量^[10]。研究中所用变量的描述性统计和多重共线性检验结果如表 1 所示。由表 1 结果可知,通过多重共线性检验,研究所用自变量的 VIF 值均小于 10,可以认为这些变量间的相关性不会对回归结果造成较大影响,可进行后续空间回归建模。

2 模型方法

2.1 空间权重矩阵

空间统计学中事物间的联系程度用空间权重矩阵来表达,基于邻接关系 W_{NN} 可构建空间(含 N 个交通小区)权重矩阵 W 来反映交通小区 i 与 j ($i, j \leq N$) 间的联系程度^[13],即

表 1 研究变量描述性统计与多重共线性检验
Tab. 1 Descriptive statistics and multiple covariance tests for research variables

变量		均值	最小值	最大值	标准差	方差膨胀因子
出租车事故数据	事故率/(起·km ⁻²)	20.22	1.18	88.89	13.02	
	人口密度/(万人·km ⁻²)	0.50	0.05	1.24	0.27	8.11
人口-社会经济数据	18 岁以下及 64 岁以上人口/%	31.10	10.70	46.40	7.06	2.64
	25 岁以上受教育人口/%	20.30	2.50	54.80	11.80	2.27
	人均收入/千美元	25.56	8.20	88.67	15.29	1.43
	16 岁以上失业率/%	15.37	4.70	35.90	7.49	4.54
	商业用地/%	11.54	0.33	48.83	7.70	7.75
	居住用地/%	54.35	0.49	91.27	22.14	1.23
	工业用地/%	9.50	0.00	58.30	12.70	1.17
	公园用地/%	8.15	0.00	54.65	11.47	2.32
	地标建筑/个	4.11	0.00	61.00	8.65	2.38
	公共学校/个	8.83	1.00	27.00	6.17	3.13
道路-交通特征数据	道路密度/(km·km ⁻²)	51.46	4.46	152.73	20.91	2.59
	连通度/(交叉口数量·km ⁻²)	3.76	0.00	16.14	1.80	1.60
	公交站点/(个·km ⁻²)	130.20	16.00	405.00	75.30	2.13
	地铁站点/(个·km ⁻²)	3.38	0.00	34.00	5.38	2.44
	摄像机/(台·km ⁻²)	5.88	0.00	25.00	5.58	2.80
出租车出行数据	ln(出行次数)	3.99	2.29	6.94	1.01	2.09
	下车比率/%	0.48	0.28	0.78	0.06	1.23
	行程距离/km	1.63	0.64	6.75	1.07	1.58
	ln(行程时间)	2.61	1.95	3.33	0.17	1.28

注:下车比率指研究时段内各小区出租车出行终点分布数量占该小区出租车出行起讫点总次数的比率。

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \cdots & w_{1N} \\ w_{21} & w_{22} & \cdots & w_{2N} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ w_{N1} & w_{N2} & \cdots & w_{NN} \end{bmatrix} \quad (1)$$

若交通小区 i 的 $K-1$ 阶邻近对象与小区 j 有共同边界或共同顶点,则定义小区 i 和 j 为 K 阶邻近,按邻接关系确定权重矩阵元素 $w_{ij}^{[13]}$,即

$$w_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{小区 } i \text{ 与 } j \text{ 在 } K \text{ 阶内邻近} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

显然这种传统意义上的空间拓扑关系无法反映出实际交通小区间的出租车出行联系紧密程度,致使无法准确描绘事故空间分布特征,故参照交通规划四阶段法中交通分布重力模型来构造空间权重矩阵,即

$$w_{ij} = \exp\left(-\frac{G_i}{2\ln N_{ij}}\right) \quad (3)$$

式中: N_{ij} 为交通小区 i 和 j 间的出租车出行数量; G_i 为上述出租车出行数量的对数平均值,满足 $G_i = \frac{\ln(\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N N_{ij})}{N}$ 。

2.2 空间自相关分析

大量研究表明交通小区土地利用性质与交通事故率密切相关,由于相邻交通小区间土地利用性质存在渐变关系,故研究范围内各小区出租车事故率存在一定空间关联性,本研究采用全局空间自相关 Moran 指数 $I^{[14]}$ 予以检验,其计算公式如下

$$I = \frac{N \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w_{ij} (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w_{ij} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \quad (4)$$

式中: x_i, x_j 为交通小区 i, j 的出租车事故数, \bar{x} 为 N 个交通小区的出租车事故数均值。

Moran 指数 I 经方差量纲一化后的取值区间为 $[-1, 1]$,当 Moran 指数 I 值为正,则代表样本间存在空间正相关关系,反之则为负相关^[14]。 Z 值得分 $Z(I) = \frac{I - E(I)}{\sqrt{\text{Var}(I)}}$ 用于检验全局 Moran 指数, $E(\cdot)$ 、 $\text{Var}(\cdot)$ 分别为期望函数与方差函数。若 Z 得分绝对值大于 1.96,表明存在明显的空间自相关性^[14]。

2.3 贝叶斯条件自回归模型

引入泊松模型来分析出租车交通事故分布,见式(5)

$$P(y_i | \lambda_i) = \frac{\exp(-\lambda_i) \lambda_i^{y_i}}{y_i!} \quad (5)$$

式中: $P(y_i | \lambda_i)$ 为交通小区 i 发生 y_i 起出租车事故的概率; λ_i 为泊松参数,其代表交通小区 i 的出租车事故的平均发生数,满足

$$\lambda_i = E(y_i | \lambda_i) = \exp(\beta_0 + \sum_{p=1}^P x_{pi} \beta_p) \quad (6)$$

可进一步表达为对数形式

$$\ln \lambda_i = \beta_0 + \sum_{p=1}^P x_{pi} \beta_p \quad (7)$$

式中: x_{pi} 为交通小区 i 的出租车事故第 p 个影响因素, $p = 0, 1, \dots, P$; β_p 为待定参数; β_0 为截距。

上述广义线性模型基于最大似然法来估计参数,其假设样本间相互独立。然而,相邻交通小区在社会经济、道路基础设施、土地利用、交通环境等方面具有相似性,且频繁存在出租车出行活动,导致了交通小区间出租车事故分布存在空间相关性,违背了样本间相互独立的假设。因此,本研究用条件自回归残差项 S_i 来反映样本间存在的这种空间相关性,即第 i 个交通小区对其他小区的空间影响效应

$$\ln \lambda_i = \beta_0 + \sum_{p=1}^P x_{pi} \beta_p + S_i \quad (8)$$

$$\lambda_i = \exp(\beta_0 + \sum_{p=1}^P x_{pi} \beta_p) \exp(S_i) \quad (9)$$

贝叶斯估计假定未知参数 θ 为随机变量,并通过指定概率分布 $\pi(\theta)$ 作为 θ 的先验信息,在获取给定变量 Y 的观测值 y 后,分析推断参数 θ 的后验分布 $f(y | \theta)$,借此推断未知参数的方法,适用对变量信息了解较少的情况^[15]。

设变量 Y 在给定未知参数 θ 的条件密度函数为 $f(y | \theta)$, $y = (y_1, y_2, \dots, y_N)$ 为 1 组样本,则其似然密度函数为

$$f(y | \theta) = \prod_{i=1}^N f(y_i | \theta) \quad (10)$$

根据贝叶斯原理,得到其后验分布为

$$f(y | \theta) = \frac{f(y | \theta) \pi(\theta)}{\int f(y | \theta) \pi(\theta)} \quad (11)$$

贝叶斯估计中无有效的先验信息可利用,故假设待定参数 β_p 的先验分布服从正态分布 $(0, 10^{-5})$ 、 S_i 由式(12)确定

$$S_i \sim \text{vehicle}(a_{di}, \mathbf{W}, n, t_{au}) \quad (12)$$

式中: $\text{vehicle}(\cdot)$ 为 OpenBUGS 中的数据建模函数; a_{di} 为相邻交通小区; n 为相邻交通小区个数; t_{au} 为参数精度,服从先验分布 $t_{au} \sim \text{Gamma}(0.5, 0.0005)$ 。

针对模型的拟合优度及复杂性,采用偏差信息

准则 (deviance information criterion, DIC) 进行检验^[15]。对贝叶斯条件自回归模型的估计结果,若某一参数估计结果的 95% 置信区间不包含 0 值,则认为其为显著性变量。另外,若 95% 置信区间的 2 个极值均大于零,表明该变量对因变量 (出租车事故率) 有正向影响,2 个极值均为负值则意味着存在负向影响。

3 结果分析

3.1 基础数据分析

2016~2018 年芝加哥市共发生出租车交通事故 10 852 条,在 77 个交通小区内分布情况如图 1 所示。出租车事故主要分布在市中心区域及偏北区域,外围及南部区域分布较少,且呈现出明显的集聚分布现象。出租车事故率最高的区域是 8 号 (卢普区) 与 32 号 (CBD) 交通小区,这 2 个交通小区的相邻区域 (如 6、7、21、22、24、28、33 交通小区) 事故数量也较多,从一定程度反映了出租车事故在空间分布上存在相关性。根据式 (4) 计算得到出租车事故空间分布的 Moran 指数为 0.187, Z 得分为 8.024, 远远大于显著性水

平 0.05 对应的临界值 1.96, 表明研究区域内出租车事故率存在显著的空间正相关性。

造成出租车事故空间相关的可能原因来自 2 个方面:一方面,芝加哥市的核心地区因城市商业、行政、旅游等土地的集中造成了这类地区交通吸引力较强,使得这些小区内出租车数量较多且其他车辆及交通参与者也较多,导致这些区域事故偏多^[16-17];另一方面,由于出租车聚集较多的小区事故频发,这些事故可能会引起严重的交通拥堵或交通中断并向周边路网扩散,进而造成周边小区内出租车事故率显著提高,从而加剧了事故的聚集^[18-20]。此外,这种情况在小区内交通要道较多时也会尤为明显,如 37 号小区^[21-22]。

3.2 模型拟合度评价

贝叶斯估计方法采用 Gibbs 抽样生成马尔科夫链,并通过不断迭代来得到模型参数估计值^[23]。本研究采用 Openbugs 软件来对回归模型的参数进行标定,每个模型均迭代超过 200 000 次,舍去前 20 000 个不稳定的样本后得到模型参数的估计结果,如表 2 所示。

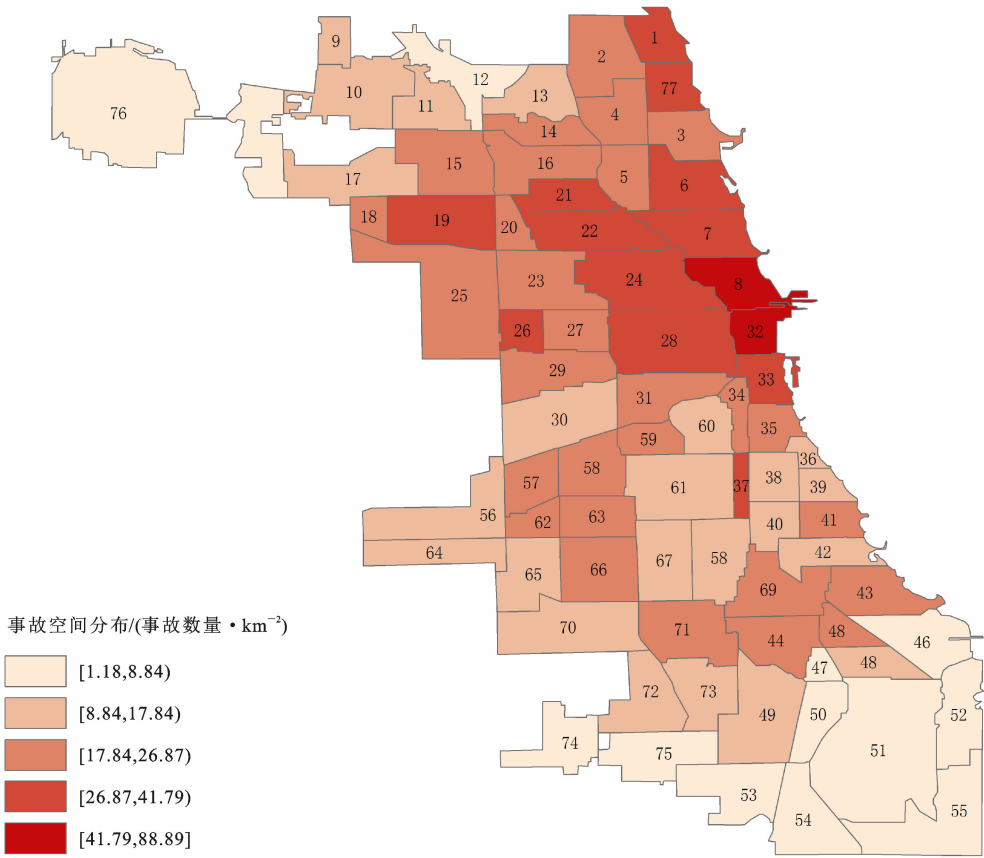


图 1 出租车交通事故空间分布
Fig.1 Spatial distributions of taxi accidents

表 2 条件自回归模型参数标定结果

Tab. 2 Estimation results of conditional autoregressive model

解释变量	基于邻接权重矩阵结果				基于出租车出行联系结果			
	后验均值	标准差	95%置信区间		后验均值	标准差	95%置信区间	
截距项	2.282 0	0.957 6	0.665 5	3.884 0	2.475 2	0.983 5	0.712 4	3.947 6
人口密度	0.176 5	0.018 6	0.082 4	0.396 7	0.142 7	0.020 5	0.076 3	0.376 8
18 岁以下及 64 岁以上人口	-0.005 0	0.001 1	-0.007 4	0.001 3	-0.007 2	0.003 2	-0.013 2	0.001 1
25 岁以上受教育人口	0.007 5	0.009 0	-0.007 4	0.022 1	0.006 8	0.005 7	-0.006 9	0.020 3
人均收入	-0.007 7	0.001 2	-0.012 2	-0.006 2	-0.007 5	0.001 1	-0.013 2	-0.006 4
16 岁以上失业率	0.003 1	0.001 8	-0.010 9	0.007 8	0.004 5	0.003 6	-0.004 3	0.009 8
商业用地	0.003 7	0.002 9	0.001 6	0.005 1	0.016 0	0.007 7	0.004 5	0.038 7
居住用地	0.003 0	0.002 6	-0.001 8	0.004 8	0.002 8	0.001 7	-0.001 4	0.004 6
工业用地	-0.006 5	0.004 0	-0.011 9	-0.003 4	-0.005 1	0.003 8	-0.012 3	-0.001 8
公园用地	0.002 8	0.001 6	-0.000 2	0.003 1	0.002 6	0.001 7	-0.000 2	0.003 0
地标建筑	0.006 3	0.001 0	0.003 9	0.010 9	0.007 4	0.001 7	0.004 1	0.011 8
公共学校	0.001 8	0.003 2	-0.002 8	0.005 6	0.002 4	0.002 9	-0.003 3	0.006 2
道路密度	0.041 1	0.014 3	0.020 6	0.076 8	0.043 6	0.013 1	0.021 3	0.078 3
公交站点	0.005 5	0.000 9	0.004 1	0.006 9	0.004 2	0.001 2	0.003 6	0.005 8
地铁站点	-0.001 1	0.005 6	-0.008 6	0.004 9	-0.001 2	0.006 4	-0.008 8	0.003 2
ln(出行次数)	0.220 6	0.095 0	0.057 5	0.370 6	0.315 2	0.089 6	0.085 4	0.587 6
ln(行程时间)	0.140 5	0.063 6	0.048 5	0.310 4	0.151 3	0.059 7	0.056 5	0.331 7
摄像机	-0.007 7	0.003 1	-0.019 4	0.003 9	-0.006 4	0.002 7	-0.016 3	0.002 8
下车比率	0.847 1	0.261 4	0.311 5	1.267 9	0.864 3	0.246 8	0.334 2	1.316 1
连通度	0.063 2	0.026 8	0.026 7	0.173 2	0.083 1	0.024 9	0.030 5	0.184 7
Sigma	0.559 6	0.066 2	0.459 7	0.675 8	0.576 1	0.068 5	0.465 2	0.678 3

注:Sigma= $\sqrt{1/t_{au}}$

3.3 影响因素分析与讨论

由表 2 可知,出租车下车比率与事故率呈显著正相关,该变量的回归系数值高达 0.864 3,表明其对事故率的影响非常大。图 2 为出租车出行终点的热度分布状况,可见下客点较多的区域(如 8、28、32 号小区)大多位于市中心区,土地开发强度较大,商业、办公、休闲娱乐设施分布集中,行人与机动车流量大,且出租车自身存在疲劳驾驶、随意停车上下客、违规占道停车、靠边停车不打转向灯等诸多不良驾驶习惯,在落客点区域易引发交通事故。

交通小区内人口密度与出租车的出行次数、平均单次行程时间与事故率呈显著正相关,而交通小区内 18 岁以下及 64 岁以上人口所占比例与事故率呈负相关。区域人口密度越大,日常工作及休闲出行需求越多,出租车出行次数越大、行驶时间越长、超速等不良驾驶行为频率越高,均会提升事故发生概率,Wang 等^[4]也发现了类似研究结果。小区内 18 岁以下及 64 岁以上人口所占比例越高,说明该区域内青年及中年人占比小、出租车出行量少,故出租车事故发生率也就降低。该变量的参数估计值较

小(-0.007 5),说明其对事故率有较小影响。

土地利用性质与出租车事故率间有相关性。商业用地比例与事故率呈正相关,即商业用地比例的增加会显著增加该区域出租车出行量及事故数量,而小区内工业用地比例与事故率呈负相关。本研究中芝加哥市的工业用地主要分布在城市外围区域,以工厂形式居多,区域内出行量较少、事故率较低。研究小区内路网密度、交叉口数量与事故率呈正相关,Siddiqui 等也报道了类似研究结果^[24-25]。研究中还发现交通小区内公交站点数量与事故率呈正相关,其原因在于公交车的进出站与停车上下客操作干扰了出租车的正常行驶,从而引发了追尾、刮擦等交通事故的发生。

4 结 语

(1)出租车交通事故分布呈现空间聚集分布特征,采用交通小区间出租车的出行联系确定空间权重矩阵,能有效反映出出租车出行信息,所构建的贝叶斯条件自回归模型拟合效果更佳,可更精准辨识出租车事故率的显著性影响因素。

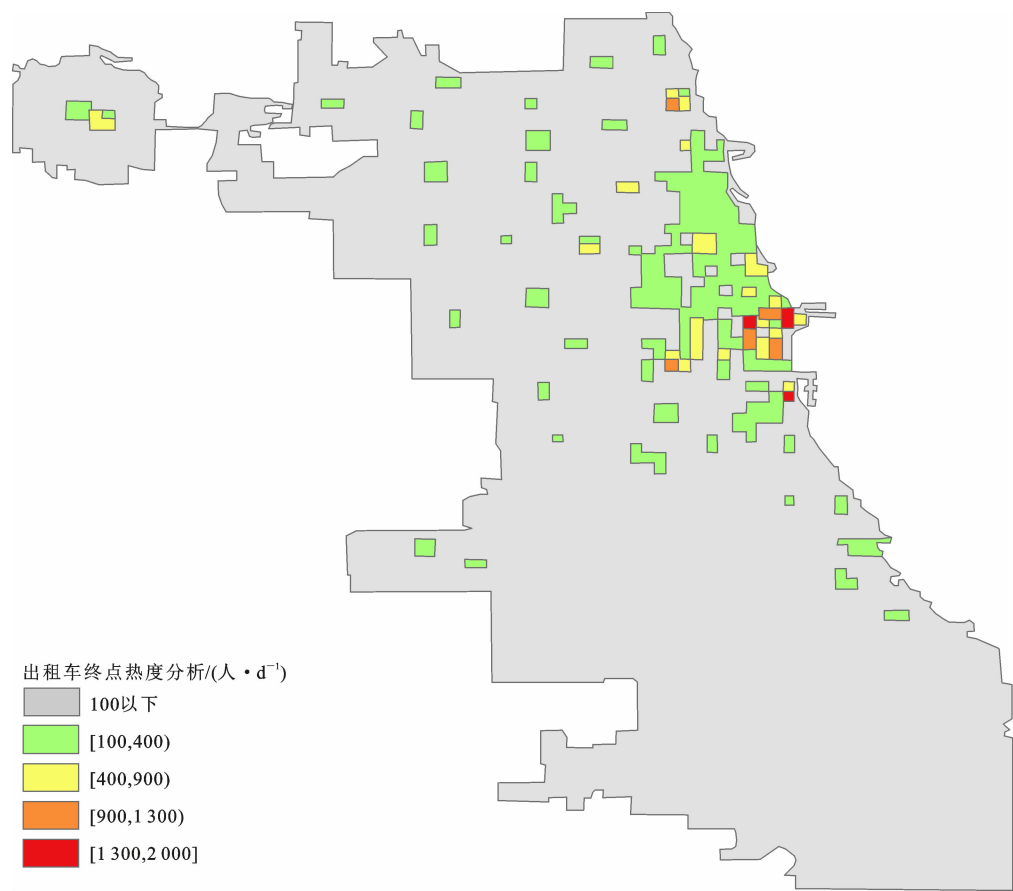


图 2 出租车下客点分布热点
Fig. 2 Hot spots distributions of drop off location for taxis

(2)出租车出行次数、平均单次行程时间及小区内出租车下车比率是影响出租车事故率的关键因素,正相关关系显著,小区内人口密度、商业用地比例、地标建筑数量、路网密度、交叉口数量及公交站数量亦与出租车事故率呈正相关,而小区内 18 岁以下及 64 岁以上人口所占比例、工业用地比例与出租车事故率呈负相关。

(3)本文未计算出租车交通事故单个影响因素的边际效应,亦未考虑出租车驾驶人群体的工作强度、不良驾驶行为频率等因素,后续将进行深入探究。

参考文献:
References:

[1] 彭志鹏,王永岗. 基于双变量有序 Probit 模型的出租车事故致因分析[J]. 安全与环境学报,2022,22(2): 800-809.
PENG Zhi-peng, WANG Yong-gang. Analyzing the causes of taxi accidents using a bivariate ordered Probit model[J]. Journal of Safety and Environment, 2022,22(2):800-809.

[2] MEHRI M, KHAZAEI-POOL M, ARGHAMI S. Phenomenology of being a safe taxi driver[J]. BMC Public Health,2019,19(1):1753.
[3] WANG Y G,ZHANG Y,LI L C,et al. Self-reports of workloads and aberrant driving behaviors as predictors of crash rate among taxi drivers:A cross-sectional study in China[J]. Traffic Injury Prevention, 2019, 20(7):738-743.
[4] WANG Y G,LI L C,PRATO C G. The relation between working conditions,aberrant driving behaviour and crash propensity among taxi drivers in China[J]. Accident Analysis & Prevention,2019,126:17-24.
[5] ANDERSON T K. Kernel density estimation and K-means clustering to profile road accident hotspots [J]. Accident Analysis & Prevention, 2009, 41 (3): 359-364.
[6] WANG X S,WU X W,ABDEL-ATY M,et al. Investigation of road network features and safety performance[J]. Accident Analysis & Prevention,2013,56: 22-31.
[7] XIE X F,WANG Z J. Uncovering urban mobility and city dynamics from large-scale taxi origin-destination

- (O-D) trips: Case study in Washington DC area[EB/OL]. (2021-02-15)[2023-08-23]. <https://arxiv.org/abs/1812.09583>.
- [8] 陆化普, 罗圣西, 李瑞敏. 基于 GIS 分析的深圳市道路交通事故空间分布特征研究[J]. 中国公路学报, 2019, 32(8): 156-164.
- LU Hua-pu, LUO Sheng-xi, LI Rui-min. GIS-based spatial patterns analysis of urban road traffic crashes in Shenzhen [J]. China Journal of Highway and Transport, 2019, 32(8): 156-164.
- [9] SIDDIQUI C, ABDEL-ATY M, CHOI K. Macroscopic spatial analysis of pedestrian and bicycle crashes [J]. Accident Analysis & Prevention, 2012, 45: 382-391.
- [10] LI Z B, WANG W, LIU P, et al. Using geographically weighted Poisson regression for county-level crash modeling in California [J]. Safety Science, 2013, 58: 89-97.
- [11] 吴瑞龙, 朱欣焰, 吕 维, 等. 城市道路交通事故时空分布模式分析[J]. 测绘与空间地理信息, 2018, 41(7): 103-106.
- WU Rui-long, ZHU Xin-yan, GUO Wei, et al. Spatio-temporal distribution patterns of urban road traffic accidents [J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2018, 41(7): 103-106.
- [12] XIE K, OZBAY K, YANG H. A multivariate spatial approach to model crash counts by injury severity [J]. Accident Analysis & Prevention, 2019, 122: 189-198.
- [13] WILLS P, MEYER F G. Metrics for graph comparison: A practitioner's guide [J]. PLoS One, 2020, 15(2): e0228728.
- [14] CHEN Y G. An analytical process of spatial autocorrelation functions based on Moran's index [J]. PLoS One, 2021, 16(4): e0249589.
- [15] XIONG X X, CHEN L, LIANG J. Analysis of roadway traffic accidents based on rough sets and Bayesian networks [J]. PROMET—Traffic & Transportation, 2018, 30(1): 71-81.
- [16] HUANG H L, ABDEL-ATY M A, DARWICHE A L. County-level crash risk analysis in Florida: Bayesian spatial modeling [J]. Transportation Research Record, 2010(2148): 27-37.
- [17] HADAYEGHI A, SHALABY A, PERSAUD B. Development of planning-level transportation safety models using full Bayesian semiparametric additive techniques [J]. Journal of Transportation Safety & Security, 2010, 2(1): 45-68.
- [18] MIRANDA-MORENO L F, MORENCY P, EL-GENEIDY A M. The link between built environment, pedestrian activity and pedestrian-vehicle collision occurrence at signalized intersections [J]. Accident Analysis & Prevention, 2011, 43(5): 1624-1634.
- [19] 黄合来, 邓 雪, 许鹏鹏. 考虑空间自相关的贝叶斯事故预测模型研究 [J]. 同济大学学报(自然科学版), 2013, 41(9): 1378-1383.
- HUANG He-lai, DENG Xue, XU Peng-peng. Bayesian accident prediction model considering spatial autocorrelation [J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2013, 41(9): 1378-1383.
- [20] 王雪松, 宋 洋. 基于条件自回归模型的城市宏观安全分析 [J]. 同济大学学报(自然科学版), 2014, 42(8): 1176-1180.
- WANG Xue-song, SONG Yang. Urban macro security analysis based on conditional autoregressive model [J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2014, 42(8): 1176-1180.
- [21] 聂 可, 王振声, 杜清运, 等. 基于网络约束方法的交通事故空间点格局分析 [J]. 地理信息世界, 2017, 24(6): 50-56.
- NIE Ke, WANG Zhen-sheng, DU Qing-yun, et al. Research on spatial cluster analysis of traffic accident considering road network constraints [J]. Geomatics World, 2017, 24(6): 50-56.
- [22] MA Q Y, YANG H, XIE K, et al. Taxicab crashes modeling with informative spatial autocorrelation [J]. Accident Analysis & Prevention, 2019, 131: 297-307.
- [23] RAVENZWAAIJ D, CASSEY P, BROWN S D. A simple introduction to Markov chain Monte-Carlo sampling [J]. Psychonomic Bulletin & Review, 2018, 25(1): 143-154.
- [24] SIDDIQUI C, ABDEL-ATY M, HUANG H L. Aggregate nonparametric safety analysis of traffic zones [J]. Accident Analysis & Prevention, 2012, 45: 317-325.
- [25] HADAYEGHI A, SHALABY A S, PERSAUD B N. Development of planning level transportation safety tools using geographically weighted Poisson regression [J]. Accident Analysis & Prevention, 2010, 42(2): 676-688.