

DOI: 10.11830/ISSN.1000-5013.202307002



# 顾及街景信息的城市交通违法行为 影响因素分析

赵志远<sup>1,2,3</sup>, 郁勋剑<sup>1,2</sup>, 黄永刚<sup>1,2</sup>, 吴升<sup>1,2,3</sup>

- 福州大学 数字中国研究院(福建), 福建 福州 350108;
- 福州大学 空间数据挖掘与信息共享教育部重点实验室, 福建 福州 350002;
- 福建省数字经济联盟, 福建 福州 350003)

**摘要:** 以2017年福州市交通违法行为数据为例,综合利用街景、路网和兴趣点等数据,构建三类地理环境特征指标体系,利用多元线性回归、岭回归模型和地理探测器,定量分析地理环境特征指标与城市交通违法行为之间的关系。结果表明:绿地广场用地、商服设施用地、交通服务设施密度、人车空间配比、道路拥挤指数与机动车交通违法行为关系密切,解释程度超过50%;居住用地、交叉口密度、公共管理与公共服务用地与非机动车交通违法行为关系密切,解释程度超过30%;公共管理与公共服务用地对两种典型交通违法行为的影响均较大,而土地利用熵、交叉口密度对行人和非机动车违反交通信号灯通行违法行为的影响更强;地理环境特征指标对不同交通违法行为解释程度的差异随着违法区域和违法类型等属性的变化而变化;街景数据所反映的局部空间环境因素提高了对机动车违法行为的解释程度,但对非机动车违法行为不明显。

**关键词:** 城市交通违法行为;地理环境特征指标体系;街景数据;影响因素

**中图分类号:** TP 311.13; D 922.14 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-5013(2023)06-0759-10

## Analysis of Influencing Factors of Urban Traffic Violations Considering Street View Information

ZHAO Zhiyuan<sup>1,2,3</sup>, YU Xunjian<sup>1,2</sup>,  
HUANG Yonggang<sup>1,2</sup>, WU Sheng<sup>1,2,3</sup>

- Academy of Digital China (Fujian), Fuzhou University, Fuzhou 350108, China;
- Key Laboratory of Spatial Data Mining and Information Sharing of Ministry of Education, Fuzhou University, Fuzhou 350002, China;
- The Digital Economy Alliance of Fujian Province, Fuzhou 350003, China)

**Abstract:** Taking the traffic violation data of Fuzhou City in 2017 as an example, three types of geographical environment characteristic indicator systems are constructed by comprehensively utilizing data such as data of street view, data of road network, and data of interest points. Multiple linear regression, ridge regression models, and geographic detectors are used to quantitatively analyze the relationship between geographical environment characteristic indicators and urban traffic violations. The results show that there is a close relationship between the land of green squares, the land of commercial service facilities, traffic service facility density, pedestrian and vehicle space ratio, road congestion index, and motor vehicle traffic violations, with an explana-

收稿日期: 2023-07-04

通信作者: 赵志远(1989-),男,副研究员,主要从事时空大数据分析 with 挖掘的研究。E-mail: zyzhao@fzu.edu.cn.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(42201500);福建省中青年骨干教师教育科研项目(JAT210012);空间数据挖掘与信息共享教育部重点实验室开放基金资助项目(2022LSDMIS03)

tion degree exceeding 50%. Residential land, intersection density, public management and public service land are closely related to non-motor vehicle traffic violations, with an explanation degree exceeding 30%. Public management and public service land have a significant impact on both typical traffic violations which violating traffic lights for passage, while land use entropy and intersection density has a stronger impact on illegal behavior of pedestrians and non motorized vehicles violating traffic lights. The differences in the degree of interpretation of different traffic violations by geographical environmental characteristic indicators vary with the changes in attributes such as illegal areas and types of violations. The local spatial environmental factors reflected in data of street view have increased the degree of explanation for motor vehicle violations, but are not significant for non-motor vehicle violations.

**Keywords:** urban traffic violations; geographical environment characteristic indicator system; street view data; influencing factors

交通违法行为发生的原因是复杂化和多元化的,基本上可归结为人、车辆、道路及环境4个因素<sup>[1]</sup>。Rissanen等<sup>[2]</sup>发现闯红灯、醉酒驾驶、超速等交通违法行为是导致交通事故的重要因素;Chen等<sup>[3]</sup>认为在工业用地为主的区域会降低交通事故的风险;丁微等<sup>[4]</sup>指出公共服务用地中的社区服务型用地具有高人口密度、交通流量大、交通安全水平低的特点。上述研究基于非空间统计模型揭示出交通违法行为与地理环境因素有关,但在方法模型与局部空间环境因素上考虑较少。

考虑空间特性的分析模型能够更好地处理交通违法行为中空间因素的影响,交通违法行为具有空间位置属性,其空间自相关性、空间异质性会对基于非空间统计模型的结果产生负面影响。周悦等<sup>[5]</sup>利用全局莫兰指数和空间回归模型发现道路因素具有明显的空间自相关性;Pirdavani等<sup>[6]</sup>发现地理加权方法能够更好地解释事故和各类因子之间的关系。地理探测器由于能够有效处理样本量少、自变量存在共线性等问题<sup>[7-8]</sup>,也被用于解释地理现象的影响因素。郝秀清等<sup>[9]</sup>使用地理探测器分析不同空间因子对交通事故的单独影响与交互影响,促使研究者关注事故空间分布差异的内在原因。

街景数据中蕴含的局部空间环境信息为解释交通违法行为提供了新视角。目前,有关街景数据主要从心理认知的角度分析城市视觉空间与心理感知有关行为的关系。Dai等<sup>[10]</sup>使用全卷积神经网络(FCN-8s)模型分割武汉的街景图像,探究城市视觉空间和居民心理感知之间的相关性;Chen等<sup>[11]</sup>发现在无信号交叉口公路中,绿色中央分隔带可以有效缓解驾驶人压力;李良等<sup>[12]</sup>认为景观对道路驾驶行为研究应集中于色彩和空间特征的最优值;鲁岳等<sup>[13]</sup>基于街景图像和深度学习方法,构建城市景观与交通安全的量化框架,以探究城市景观与交通安全之间的联系。但是,顾及街景的定量化局部空间环境特征对交通违法行为解释程度的研究仍较缺乏。

近年来,福州市城市治理数字化水平有所提高,在城市交通违法行为执行方面积累了丰富的数据资源。与此同时,居民出行“人车”矛盾<sup>[14]</sup>突出,迫切需要对交通违法行为进行分析治理。因此,本文对顾及街景信息的城市交通违法行为影响因素进行分析。

## 1 研究方法

### 1.1 研究框架

研究框架,如图1所示。首先,获取2017年福州市交通违法、兴趣点(POI)、街景等数据;然后,对数据进行预处理与清洗;构建街区空间环境指标体系,利用FCN-8s模型对街景图像进行语义分割;构建影响因素分析模型,计算和筛选典型交通违法行为结果;最后,分析机动车与非机动车交通违法行为

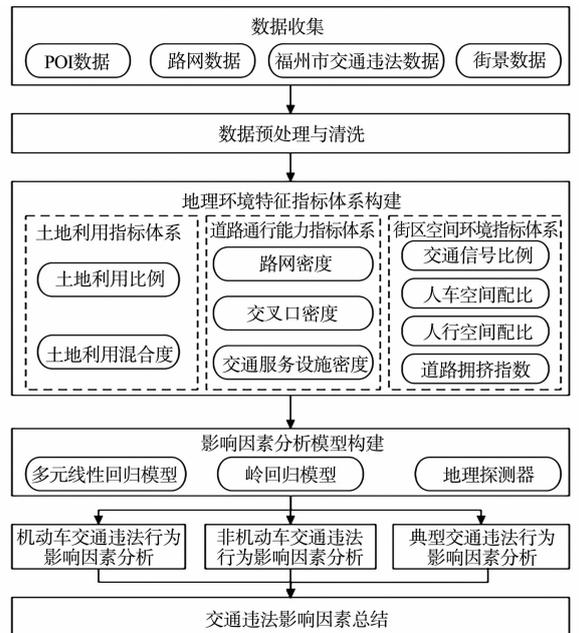


图1 研究框架

Fig. 1 Research framework

及典型交通违法行为的影响因素,对比典型交通违法行为对机动车与非机动车交通违法行为的适用性,进而对交通违法的影响因素进行总结。

### 1.2 地理环境特征指标体系构建

三类地理环境特征指标体系的细分指标和测算方法,如表 1 所示。

表 1 三类地理环境特征指标体系的细分指标和测算方法  
Tab.1 Subdivision indicators and calculation methods for three types of geographical environment characteristic indicator systems

数据来源	指标体系	指标	测算方法	指标说明
POI 数据	土地利用	土地利用比例	$land\_p_i^j = \frac{A_i^j}{A_j}$	$j \in (j_1, j_2, j_3, j_4, j_5, j_6), j_1 \sim j_6$ 为 6 种类型的 POI; $land\_p_i^j$ 为网格 $i$ 内 $j$ 类型的 POI 所占的比例; $A_j$ 为第 $j$ 类 POI 总体数量(个); $A_i^j$ 为网格 $i$ 内 $j$ 类型 POI 的数量(个)
		土地利用混合度	$B_i = - \sum land\_p_i^j \ln land\_p_i^j$	$B_i$ 为网格 $i$ 土地利用混合度
路网数据	道路通行能力	路网密度	$D_1(i) = \frac{L_i}{S_i}$	$L_i$ 为格网内路网的总长度(m); $S_i$ 为格网的面积( $m^2$ )
		交叉口密度	$D_2(i) = \frac{C\_Count_i}{S_i}$	$C\_Count_i$ 为格网内交叉口的总数量(个)
		交通服务设施密度	$D_3(i) = \frac{F\_Count_i}{S_i}$	$F\_Count_i$ 为格网交通服务设施总数量(个)
街景数据	街区空间环境	交通信号比例	$Y_a = \frac{T}{W}$	反映街道中交通标志对行人和机动车的导向作用,其中, $T$ 为交通信号灯和交通指示牌所占的像素值; $W$ 为街景图片的总像素值
		人车空间配比	$Y_b = \frac{M_{min}}{M_{max}}$	反映街道中人相对于车(车相对于人)的空间比例,其中, $M_{min}$ 为人和车像素中的较小者; $M_{max}$ 为人和车像素中的较大者
		人行空间配比	$Y_c = \frac{P}{Q}$	反映人行道的聚集程度,其中, $P$ 为行人的像素值; $Q$ 为街景图片中人行道的像素值
		道路拥挤指数	$Y_d = \frac{F}{R}$	$F$ 为机动车和非机动车的像素值之和; $R$ 为街景图片中道路的像素值

### 1.3 基于全卷积神经网络的语义分割方法

基于 FCN-8s 模型的语义分割方法采用卷积层代替全连接层,反卷积层对最后一个卷积层的特征图进行上采样,恢复到与输入图像相同的大小,从而预测每个像素产生概率,并进行逐像素分类<sup>[16]</sup>。

使用 ADE-20K 数据集训练 FCN-8s 模型<sup>[17-18]</sup>,扫描窗口设置像素为 500 px×500 px, learning rate 和 early-stopping minimum learning rate 分别设置为 0.1 和 0.001,每个输入的 batch size 设置为 32。FCN-8s 模型获得的百度街景照片的场景分割结果(六一中路排尾路口),如图 2 所示。

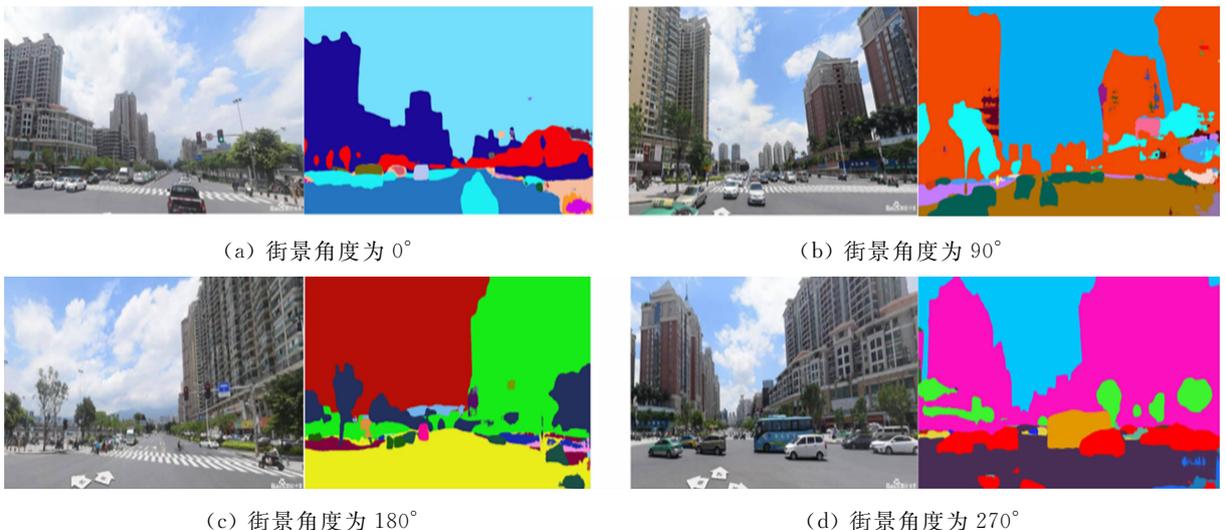


图 2 FCN-8s 模型获得百度街景照片的场景分割结果

Fig.2 Scene segmentation results of Baidu Street View photos obtained by FCN-8s model

经过训练的 FCN-8s 模型准确率达到 81.44%,在测试数据集上的准确率达到 66.83%。该模型可将街景图像最多划分为 151 个子场景,对每张百度地图获取的街景照片中的特征进行语义分割,通过计算每个分割掩码中的像素数来计算图像中的视觉元素,从而得到每个语义对象的面积占比。

#### 1.4 影响因素分析模型

将地理分析单元内交通违法行为的发生数量作为因变量,把地理分析单元内街景的语义分割结果代入表 1 中进行计算,得到地理环境特征指标作为自变量。

1.4.1 多元线性回归模型 多元线性回归模型是分析多个自变量对一个因变量的影响,被广泛应用到交通和地理分析中<sup>[19]</sup>,因其未有效考虑空间特性影响,这里主要作对照模型。多元线性回归模型为

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k + \epsilon, \quad k=1,2,\dots,n. \quad (1)$$

式(1)中: $X_k$ 为解释变量; $Y_i$ 为因变量; $k$ 为解释变量的数目或种类; $\beta_0$ 为常数项; $\beta_1 \sim \beta_k$ 为解释变量的回归系数; $\epsilon$ 为观测量 $i$ 的随机误差。

1.4.2 岭回归(RRM)模型 岭回归模型适用于解决共线性数据的回归方法<sup>[20]</sup>,是对普通最小二乘法的改进。岭估计的系数的表达式为

$$\bar{\beta}(K) = (\mathbf{X}'\mathbf{X} + K\mathbf{I})^{-1} \mathbf{X}'\mathbf{y}'. \quad (2)$$

式(2)中: $K$ 为岭参数,当 $K=0$ 时为最小二乘估计,当 $K \rightarrow \infty$ 时,岭估计的系数趋近于 0。岭参数 $K$ 的选择并不是唯一固定的,一般使用岭迹法,即当 $\beta$ 系数趋于稳定时的 $K$ 值选择<sup>[21]</sup>。

1.4.3 地理探测器 地理探测器是揭示各要素空间分异驱动力的一组统计学方法<sup>[22-23]</sup>。使用因子和交互作用探测器分析单个地理环境特征指标及双指标交互作用对交通违法行为空间分布的影响。

因子探测器用于探测因变量的空间分异性,明确不同驱动因子对因变量空间分异的解释程度,用 $q$ 值度量, $q$ 的表达式为

$$q = 1 - \frac{1}{N\sigma^2} \sum_{i=1}^L N_i \sigma_i^2. \quad (3)$$

式(3)中: $q \in [0,1]$ , $q$ 越大表示空间分层异质性越强,即地理环境特征指标对交通违法空间分布的影响力越大<sup>[24-26]</sup>,反之,则表示空间分布的随机性越强,当 $q=0$ 时指示研究对象不存在空间异质性; $N$ 为研究区的全部样本数; $\sigma_i^2$ 为指标的方差; $N_i$ 为分区; $i=1,2,\dots,L$ , $L$ 为分区数。

交互探测器可以得出两种指标交互作用时影响力的独立性及影响力的大小变化<sup>[11]</sup>。

## 2 研究数据及预处理

福州市地处台湾海峡西岸,公共交通出行占比较低,电动车、步行、自行车等出行方式占比较高,城区居民出行人车矛盾突出<sup>[15,27]</sup>,以福州市三环内为研究区域,分析机动车与非机动车的交通违法行为。

### 2.1 交通违法行为数据

交通违法行为数据来源于 2017 年福州市交通执法部门执法历史数据库,违法类型参照《道路交通安全违法行为、代码及处罚记分标准》,数据包括机动车、非机动车的 106 万条匿名化违法记录信息,记录了违法行为的地址、时间、内容等信息。由于违法内容、类型繁多,数据存在长尾分布特征,选择了 10 种最为频繁的违法行为(表 2)进行分析,经统计,这 10 种违法行为记录占总违法记录的 91.81%<sup>[15]</sup>,具有较好的代表性。

考虑到违法类型中,由于部分违法内容之间具有相似性,如机动车违反禁令标志指示的、机动车通过有灯控路口时不按所需行进方向驶入导向车道及机动车违反规定使用专用车道等均属于机动车违反禁令标志、禁止标线类违法行为,结合《道路交通安全违法行为、代码及处罚记分标准》的分类标

表 2 交通违法行为分类

Tab. 2 Classification type of traffic violations

违法类别	交通违法行为
非机动车 交通违法行为	非机动车逆向行驶
	非机动车未在非机动车道内行驶
	非机动车行驶中存在安全隐患 行人和非机动车违反交通信号灯通行
机动车交通 违法行为	机动车逆向行驶
	机动车违反规定停放
	机动车违反禁令标志、禁止标线
	机动车行驶中存在安全隐患 驾驶机动车违反道路交通信号灯通行 遇行人正在通过人行横道时未停车让行

准及违法对象和行为特点,将违法行为合并成 2 类共 10 种,如表 2 所示。基于高德地图地理编码接口 (lbs.amap.com) 获取违法行为地址对应的经、纬度,且定位误差在 500 m 范围内的记录占 76%。

### 2.2 POI 数据

利用高德地图的 API 函数获取 2017 年福州市 POI 数据,并根据城市用地分类与规划建设用地标准表,将 POI 数据分为商业办公用地、交通设施用地、公共管理与公共服务用地、居住用地、绿地广场用地、商服设施用地 6 大类型。经清洗合并后,得到 6 种类型 POI 合计 386 904 条。福州市三环内 6 种类型的 POI 核密度分布图,如图 3 所示。其中,分类方法采用自然间断法。

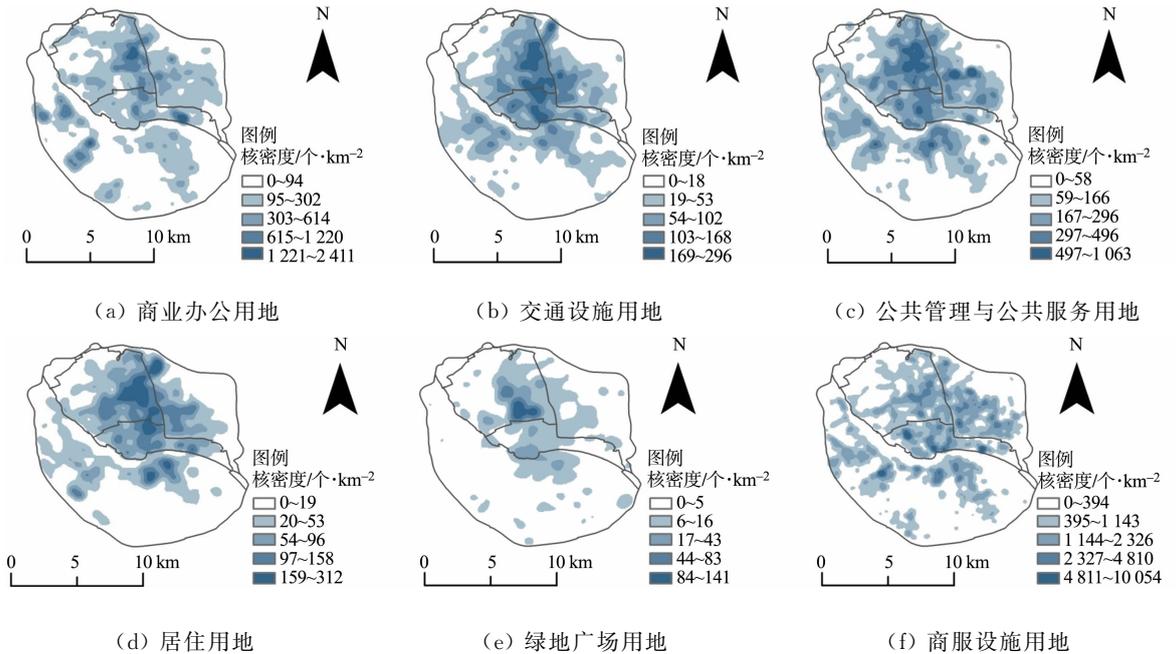


图 3 6 种类型的 POI 核密度分布图

Fig. 3 Six types of POI kernel density distribution maps

### 2.3 街景数据

由于百度地图开放平台 (https://map.baidu.com/) 获取街景图像具有时间限制,且考虑到研究范围在福州城区,近几年交通基础设施格局和城市风貌总体较为稳定,因此,使用 2020 年街景图像数据替代 2017 年街景数据。设置图片像素为 1 024 px×512 px,坐标类型为 GPS 坐标,垂直视角 20°,水平视角的范围取 0°,90°,180°,270°四个方向。对福州三环划分 1 000 m 网格,使用随机函数随机得到 50 个网格,每个网格随机生成 10 个采样点,利用这 10 个采样点的数据刻画该网格的局部空间环境特征。通过街景采集点的坐标,获得该坐标 4 个方向的街景图(图 4)。

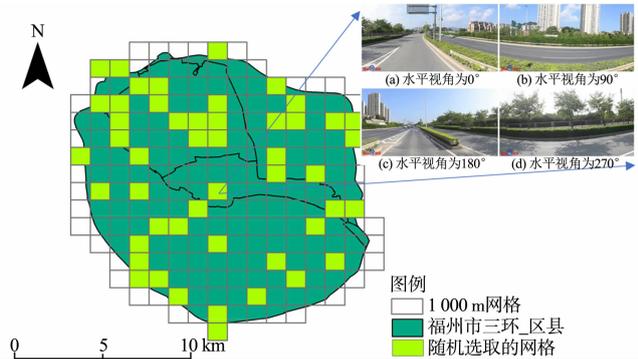


图 4 研究区域中心 1 000 m 网格与街景示例图

Fig. 4 Sample maps of 1 000 m grid and street view in research area center

## 3 研究结果与分析

街景数据语义分割结果共包含墙、建筑、路、汽车等 151 种类型,每个网格内所有类型的分割值之和均为 1,将分割结果代入表 1 中计算每个网格的地理环境特征指标即自变量。对自变量与因变量进行 Z-Score<sup>[26]</sup> 标准化处理后,分别对 10 种交通违法行为进行回归分析。岭回归设置 K 值步长为 0.01,选取岭参数趋于稳定时的 K 值。同时考虑到空间自相关程度会影响有关方法的有效性,利用全局莫兰指数进行分析。研究结果表明,在该空间尺度下机动车交通违法行为与非机动车交通违法行为呈现出整体较低的正向空间自相关特征,且非机动车违法行为的自相关程度明显高于机动车<sup>[15]</sup>。

### 3.1 机动车交通违法行为影响因素分析

机动车交通违法行为回归结果,如表3所示。表3中:“\*”“\*\*”“\*\*\*”分别表示 $P < 0.050$ ,  $P < 0.010$ ,  $P < 0.001$ 。由表3可知:三类指标中均有显著性因子,其中,绿地广场用地、商服设施用地、交通服务设施密度、人车空间配比与道路拥挤指数均较为显著,且与机动车交通违法行为呈正相关,每增加一个单位,机动车交通违法行为发生的数量分别增加15.2%,27.3%,13.3%,16.2%,14.0%。与多元线性回归模型相比,显著性影响因素一致,但影响程度较小。

表3 机动车交通违法行为回归结果

Tab. 3 Regression results of motor vehicle traffic violations

指标类型	指标	机动车		指标类型	指标	机动车	
		多元线性回归	岭回归			多元线性回归	岭回归
土地利用指标	商业办公用地	0.129	0.039	道路通行能力指标	路网密度	-0.160	-0.039
	交通设施用地	0.465	0.019		交叉口密度	-0.072	0.026
	公共管理与公共服务用地	-0.276	0.032		交通服务设施密度	0.394**	0.133*
	居住用地	-0.553	-0.034	街区空间环境指标	交通信号比例	-0.068	-0.006
	绿地广场用地	0.503**	0.152**		人车空间配比	0.267**	0.162**
	商服设施用地	1.004***	0.273***		人行空间配比	-0.097	0.003
	土地利用熵	-0.540	0.096		道路拥挤指数	0.266**	0.140**

由于机动车交通违法行为的空间自相关程度较低,利用非空间回归模型相较空间回归模型更具合理性,但空间回归模型仍对交通违法行为的治理具有参考价值。为了更全面地探究机动车交通违法行为的影响因素,使用地理探测器的因子探测器和交互探测器分析各指标对机动车交通违法行为的影响程度及双因子交互作用对机动车交通违法行为的影响。机动车违法探测因子 $q$ 值,如图5所示。从图5可知:交通设施用地对机动车交通违法行为的解释程度最大,但利用非空间回归模型检测该指标却未检测为显著影响因子;交互探测排名前5位的影响指标均为双因子增强型,且交叉口密度与交通设施用地均出现了2次。

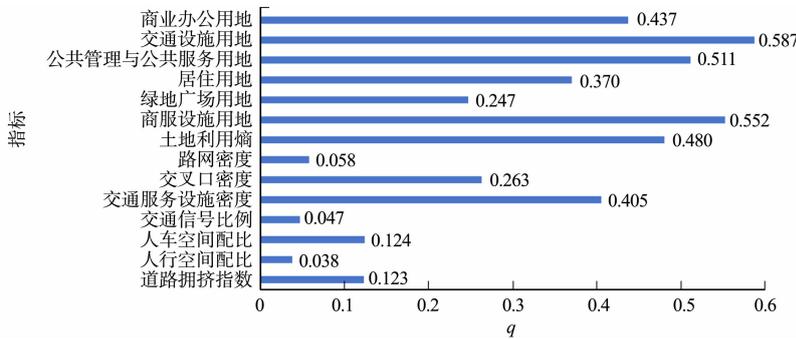


图5 机动车违法探测因子 $q$ 值

Fig. 5  $q$  value of motor vehicle traffic violation detection factor

综合分析可知,商服设施用地、绿地广场用地、交通设施用地、交通服务设施密度、交叉口密度、人车空间配比和道路拥挤指数是影响机动车交通违法行为的重要因素,能够解释超过50%的机动车交通违法行为。其中,商业功能类型的区域一般位于城市中心或繁华地段,附近有大量的车流和人流,主要承担居民的休闲、旅游、饮食等娱乐活动,增大了交通违法行为发生的可能性;交通设施用地一般认为以机动车活动为主,增加了机动车交通违法行为发生的可能性;交通服务设施、交叉口密度越大,虽然交通设施齐全、数量多、密度大,但考虑到其密度较大的场所车道繁杂,例如高速公路、高架桥、匝道等,以及车流量大、司机的视觉疲劳等原因引发交通违法事故的可能性仍不容忽视;人车空间配比与道路拥挤指数越大,表现为道路上机动车的占比越高,且人、车混行越严重,则发生机动车违法行为的可能性就越高,与实际情况相符。

### 3.2 非机动车交通违法行为影响因素分析

非机动车交通违法行为回归结果,如表4所示。表4中:“\*”“\*\*”分别表示 $P < 0.050$ ,  $P <$

0.010。由表 4 可知:居住用地、交叉口密度指标较为显著,且均与非机动车交通违法行为呈正相关,每增加一个单位,非机动车交通违法行为发生的数量分别增加 17.9%,20.8%。

表 4 非机动车交通违法行为回归结果

Tab. 4 Regression results of non-motor vehicle traffic violations

指标类型	指标	非机动车		指标类型	指标	非机动车	
		多元线性回归	岭回归			多元线性回归	岭回归
土地利用指标	商业办公用地	0.269	0.028	道路通行能力指标	路网密度	-0.113	-0.032
	交通设施用地	-0.908*	-0.003		交叉口密度	0.425*	0.208**
	公共管理与公共服务用地	0.856*	0.112		交通服务设施密度	0.173	0.121
	居住用地	1.247**	0.179**	街区空间环境指标	交通信号比例	-0.160	-0.098
	绿地广场用地	-0.116	0.042		人车空间配比	0.021	0.007
	商服设施用地	0.294	0.029		人行空间配比	0.125	0.124
	土地利用熵	-0.922	0.049		道路拥挤指数	-0.044	-0.030

使用地理探测器分析各指标对非机动车交通违法行为的影响程度及双因子交互作用对机动车交通违法行为的影响。非机动车违法探测因子  $q$  值,如图 6 所示。从图 6 可知:公共管理与公共服务用地对非机动车交通违法行为的解释程度最大;交互探测排名前 5 位的影响指标均为双因子增强型,且公共管理与公共服务用地与交通服务设施密度均出现了 3 次。公共管理与公共服务用地在多元线性回归模型中也为显著影响因子,虽然非机动车交通违法行为的空间自相关程度较低,但显著高于机动车,这意味着非机动车利用空间回归模型即地理探测器的结果合理性高于机动车,与结果相符。

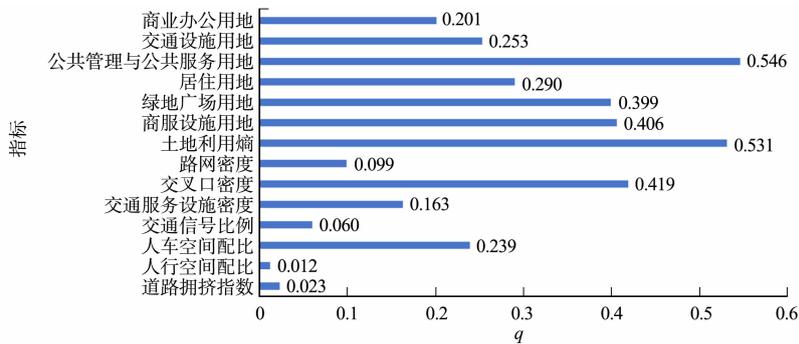


图 6 非机动车违法探测因子  $q$  值

Fig. 6  $q$  value of non-motor vehicle traffic violation detection factor

综合分析可知,居住用地、公共管理与公共服务用地、交叉口密度与交通服务设施密度是影响非机动车违法发生的重要因素,能够解释超过 30% 的非机动车交通违法行为。其中,居住用地、公共管理与公共服务用地的区域生活活动性强,居住、社会福利、医疗卫生等设施区域人口密集,增加了人群流量,并且相对其他区域有更低的限速,且在上下班的早晚高峰期时期具有高的行车需求,人车矛盾突出,增大非机动车违法行为产生的风险;而交叉口密度、交通服务设施密度越大,车辆与行人越密集,由于非机动车的延误特性与运行特性<sup>[27]</sup>等容易引发非机动车交通违法行为。

### 3.3 典型交通违法行为影响因素分析

典型交通违法行为回归结果,如表 5 所示。表 5 中: $R^2$  为相关性系数;“\*”“\*\*”“\*\*\*”分别表示  $P < 0.050$ ,  $P < 0.010$ ,  $P < 0.001$ 。“行人和非机动车违反交通信号灯通行”和“遇行人正在通过人行横道时未停车让行”是 10 种交通违法行为回归结果中影响因素解释性最好的非机动车和机动车典型的交通违法行为,对各影响因素进行剖析。从表 5 可知:在“行人和非机动车违反交通信号灯通行”这一非机动车典型违法行为中,公共管理与公共服务用地、居住用地、绿地广场用地、土地利用熵、交叉口密度、人车空间配比呈显著正相关,而商业办公用地、道路拥挤指数呈显著负相关;在“遇行人正在通过人行横道时未停车让行”这一机动车典型交通违法行为中,交通设施用地、公共管理与公共服务用地、绿地广场用地及人车空间配比呈显著正相关。

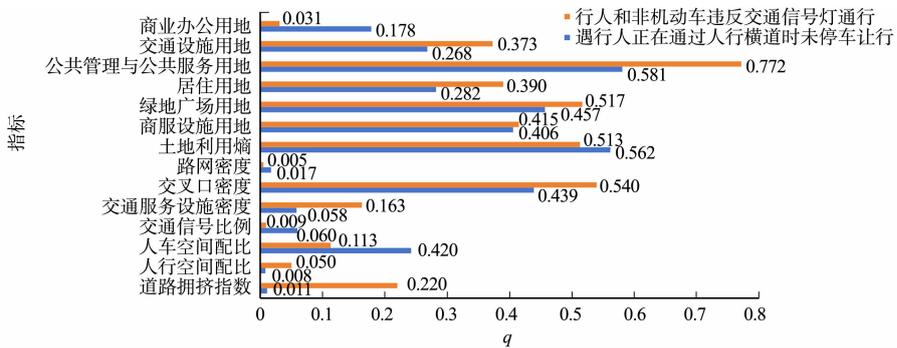
用地理探测器得到地理环境特征指标对典型交通违法行为影响力的排序,如图 7 所示。从图 7 可

知:在“行人和非机动车违反交通信号灯通行”这一典型违法行为中,前5位影响指标依次是公共管理与公共服务用地(0.772)>交叉口密度(0.540)>绿地广场用地(0.517)>土地利用熵(0.513)>商服设施用地(0.415);交互探测器结果中,道路拥挤指数与公共管理与公共服务用地出现次数最多;而在“遇行人正在通过人行横道时未停车让行”这一典型违法行为中,前5位影响指标依次是公共管理与公共服务用地(0.581)>土地利用熵(0.562)>绿地广场用地(0.457)>交叉口密度(0.439)>商服设施用地(0.406);交互探测器结果中,公共管理与公共服务用地、交叉口密度与绿地广场用地出现的次数最多。

表5 典型交通违法行为回归结果

Tab. 5 Regression results of typical traffic violations

指标类型	指标	行人和非机动车 违反交通信号灯通行		遇行人正在通过 人行横道时未停车让行	
		多元线性回归	岭回归	多元线性回归	岭回归
土地利用指标	商业办公用地	-0.645***	-0.178**	0.352	0.054
	交通设施用地	-1.064***	-0.060	0.564	0.131**
	公共管理与 公共服务用地	1.152***	0.136**	0.592	0.143**
	居住用地	1.155***	0.126**	0.081	0.039
	绿地广场用地	0.260	0.353***	0.843***	0.310***
	商服设施用地	0.410*	0.063	0.319	-0.020
	土地利用熵	-0.774	0.096**	-1.655**	-0.001
道路通行能力指标	路网密度	-0.045	-0.020	0.015	-0.046
	交叉口密度	0.246	0.172**	-0.078	0.080
	交通服务设施密度	-0.083	-0.010	-0.108	-0.125
街区空间环境指标	交通信号比例	-0.087	-0.049	0.084	0.059
	人车空间配比	0.239**	0.137*	0.428***	0.227***
	人行空间配比	-0.088	0.004	-0.227*	-0.088
	道路拥挤指数	-0.228**	-0.186**	-0.243**	-0.120
	R <sup>2</sup>	0.814	0.710	0.727	0.585

图7 两种典型交通违法行为探测因子 $q$ 值Fig. 7  $q$  value of two typical traffic violations detection factors

地理环境特征指标对两种典型交通违法行为的影响既有差异性又有一致性。差异性表现在土地利用熵、交叉口密度对“行人和非机动车违反交通信号灯通行”违法行为的影响明显高于“遇行人正在通过人行横道时未停车让行”违法行为,而公共管理与公共服务用地对两类交通违法行为的影响均较大。

街景指标中,人车空间配比和道路拥挤指数对交通违法的影响高于其他指标,表现为道路上机动车占比更高,且人车混行更严重,发生交通违法行为的可能性就更高,其中,人车空间配比和道路拥挤指数是通过街景数据获得的,然而现有研究未有效考虑街景数据的影响。针对该情况,可以考虑在人车混行严重的区域增加非机动车与机动车道隔离栅栏、指示牌及增加警力监管等措施来减少交通违法行为发生的可能性。因此,街景因素在一定程度上为交通违法行为影响因素的探究提供了新的视角,为治理措施的提出提供了参考依据。

### 3.4 交通违法行为治理建议

针对机动车违法行为的治理,需要重视车流量较大、人车混行的场所,对于路况复杂、交通信号比例较低、交通服务设施密度、交叉口密度较大的场所,可以增加机动车与非机动车隔离栏、人车分流指示牌、警力调度等措施。针对非机动车违法行为的治理,需要重视生活性强、人口密集,例如社区、市场、活动广场等场所,需要引起注意的是,在交叉口密度较大的路段,不应忽视非机动车交通事故的发生。

由于各地理环境特征指标对机动车与非机动车交通违法行为的解释程度并不适用于每一类具体的交通违法行为,且不同类型的交通违法行为违法特征的不同会导致地理环境特征指标对不同交通违法行为的解释程度的差异。因此,需要交通管理等相关管理部门在制定合理的交通违法行为治理措施时具体问题具体对待,根据每一类交通违法行为的违法属性,包括违法高峰时段<sup>[28]</sup>、违法热点区域<sup>[29]</sup>、违法主要群体<sup>[30]</sup>等,有针对性地进行研究并出台相应的治理措施。

## 4 结论

针对城市交通违法行为的治理需求,基于2017年福州市交通违法行为数据、街景数据等,提出城市交通违法行为影响因素分析框架,利用回归分析模型和地理探测器,从机动车与非机动车两个角度出发,探究地理环境属性与城市交通违法行为之间的关系,得到以下3点结论。

1) 绿地广场用地、商服设施用地、交通服务设施密度、人车空间配比、道路拥挤指数与机动车违法行为具有较密切的关系,能够解释超过50%的机动车交通违法行为。居住用地、交叉口密度、公共管理与公共服务用地与非机动车违法行为具有密切的关系,能够解释超过30%的非机动车交通违法行为。

2) 地理环境特征指标对两种典型交通违法行为的影响既有一致性又有差异性。公共管理与公共服务对两类典型交通违法行为的影响均较大,而土地利用熵、交叉口密度对“行人和非机动车违反交通信号灯通行”这一非机动车交通违法行为的影响明显高于“遇行人正在通过人行横道时未停车让行”违法行为。

3) 地理环境特征指标对不同交通违法行为的解释程度依赖违法行为类型。因此,交通管理等相关管理部门应该具体问题具体对待,有针对性地进行研究并出台合理的交通违法行为治理措施。

研究仍有以下待改进之处:1) 仅用福州市一个城市的数据进行分析,有关结果在其他城市的适用性有待验证;2) 采用数据的时效性存在一定的不足,体现在采用了2017年的交通违法行为数据,而街景数据为2020年的;3) 选择研究的交通违法行为均与空间具有一定的依赖关系,未考虑与空间位置无关的交通违法行为,例如遮挡号牌、无证驾驶等。

今后的工作将考虑使用更多城市的交通违法行为数据进行研究,探究不同城市之间的差异;努力收集和使用时效性更好、时间更接近的数据进行研究;同时考虑纳入更全面的交通违法行为种类,研究不同种类交通违法行为的影响因素。

### 参考文献:

- [1] 郑依玲,谢波,南贤淑,等.城市土地利用对交通事故的影响因素与作用机制研究:以武汉市为例[J].现代城市研究,2020(2):42-49. DOI:10.3969/j.issn.1009-6000.2020.02.006.
- [2] RISSANEN R,IFVER J,HASSELBERG M,*et al.* Quality of life following road traffic injury: The impact of age and gender[J]. Quality of Life Research,2020,29(6):1587-1596. DOI:10.1007/s11136-020-02427-3.
- [3] CHEN Peng,SHEN Qing. Built environment effects on cyclist injury severity in automobile-involved bicycle crashes [J]. Accident Analysis and Prevention,2016,86(11):239-246. DOI:10.1016/j.aap.2015.11.002.
- [4] 丁微,徐铖铖,刘攀.用地组合形态划分与交通安全影响因素分析[J].东南大学学报(自然科学版),2017,47(5):1074-1078. DOI:10.3969/j.issn.1001-0505.2017.05.037.
- [5] 周悦,付川云,江欣国,等.考虑空间效应的出租车超速行为道路因素分析[J].中国安全科学学报,2021,31(3):162-170. DOI:10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2021.03.023.
- [6] PIRDAVANI A,BELLEMANS T,BRIJS T,*et al.* Application of geographically weighted regression technique in spatial analysis of fatal and injury crashes[J]. Journal of Transportation Engineering,2014,140(8):04014032. DOI:10.1061/(ASCE)TE.1943-5436.0000680.

- [7] 王劲峰,徐成东.地理探测器:原理与展望[J].地理学报,2017,72(1):116-134. DOI:10.11821/dlxb201701010.
- [8] 徐勇,郭振东,郑志威,等.运用地理探测器研究京津冀城市群PM<sub>2.5</sub>浓度变化及影响因素[J].环境科学研究,2023,36(4):649-659. DOI:10.13198/j.issn.1001-6929.2023.01.01.
- [9] 郝秀清,史宇鹏,张雪娜.县城交通事故的分布及其影响因素地理探测[J].交通工程,2019,19(6):53-60. DOI:10.13986/j.cnki.jote.2019.06.011.
- [10] DAI Liangyang,ZHENG Chenglong,DONG Zekai,*et al.* Analyzing the correlation between visual space and residents' psychology in Wuhan, China using street-view images and deep-learning technique[J]. City and Environment Interactions,2021,11:100069. DOI:10.1016/J.CACINT.2021.100069.
- [11] CHEN Hongyun,FABREGAS A,LIN P S. Landscaping of highway medians and roadway safety at unsignalized intersections[J]. Accident Analysis and Prevention,2016,90:63-72. DOI:10.1016/j.aap.2016.02.006.
- [12] 李良,何江华,张恬,等.高速公路景观对驾驶人操作表现和心理健康的影响[J].南方建筑,2018,38(3):30-33. DOI:10.3969/j.issn.1000-0232.2018.03.030.
- [13] 鲁岳,符铨砂.基于街景图像的城市景观与交通安全分析[J].华南理工大学学报(自然科学版),2021,49(10):22-30. DOI:10.12141/j.issn.1000-565X.200733.
- [14] 贺捷.TOD理念下步行化城市公共空间塑造:以厦门市马銮湾南岸片区城市设计为例[J].城市规划学刊,2018(增刊1):89-93. DOI:10.16361/j.upf.201807015.
- [15] 赵志远,黄永刚,吴升.基于时空热点分析的城市交通违法行为特征识别方法[J].地球信息科学学报,2022,24(7):1312-1325. DOI:10.12082/dqxxkx.2022.210599.
- [16] 李昊东.基于全卷积网络改进的图像语义分割应用研究[D].南京:南京邮电大学,2019.
- [17] 方旭,王光辉,杨化超.结合均值漂移分割与全卷积神经网络的高分辨遥感影像分类[J].激光与光电子学进展,2018,55(2):446-454. DOI:10.3788/LOP55.022802.
- [18] YAO Yao,LIANG Zhaotang,YUAN Zehao,*et al.* A human-machine adversarial scoring framework for urban perception assessment using street-view images[J]. International Journal of Geographical Information Science,2019,33(12):2363-2384. DOI:10.1080/13658816.2019.1643024.
- [19] 张帆,张永勇,陈俊旭.多种机器学习模型对不同洪水类型特征指标模拟效果评估[J].地理科学进展,2022,41(7):1239-1250. DOI:10.18306/dlkxjz.2022.07.008.
- [20] 张金茜,巩杰,柳冬青.地理探测器方法下甘肃白龙江流域景观破碎化与驱动因子分析[J].地理科学,2018,38(8):1370-1378. DOI:10.13249/j.cnki.sgs.2018.08.020.
- [21] 甄佳宁,蒋侠朋,赵德梅.利用 Sentinel-2 影像超分辨率重建的红树林冠层氮含量反演[J].遥感学报,2022,26(6):1206-1219. DOI:10.11834/jrs.20221461.
- [22] WANG Jinfeng,LI Xihu,CHRISTAKOS G,*et al.* Geographical detectors-based health risk assessment and its application in the neural tube defects study of the Heshun region, China[J]. International Journal of Geographical Information Science,2010,24:107-127. DOI:10.1080/13658810802443457.
- [23] 肖晔,赵林,乔路明,等.京津冀文化艺术产业空间格局演变及其影响因素[J].地理研究,2021,40(6):1768-1784. DOI:10.11821/dljy020200663.
- [24] WANG Jinfeng,HU Yi. Environmental health risk detection with GeogDetector[J]. Environmental Modelling and Software,2012,33:114-115. DOI:10.1016/j.envsoft.2012.01.015.
- [25] 杨丰硕,杨晓梅,王志华,等.江西省典型县域经济差异影响因子地理探测研究[J].地球信息科学学报,2018,20(1):79-88. DOI:10.12082/dqxxkx.2018.170375.
- [26] 苍宏宇,谭宗颖.国内外信息检索研究热点分析:基于 Z-Score 标准化的词频[J].图书馆建设,2009(1):93-98.
- [27] 卢艺.信号交叉口右转机动车与非机动车交通冲突分析[D].北京:中国人民公安大学,2021.
- [28] 杨军,郭子渝.城市道路交通违法行为影响因素分析[J].西部交通科技,2020(9):142-145. DOI:10.13282/j.cnki.wccst.2020.09.039.
- [29] 杨杰,鄢群勇.福州市交通违法行为时空特征分析[J].测绘地理信息,2020,45(4):11-15. DOI:10.14188/j.2095-6045.2018300.
- [30] 罗义学,杜岩,黎美清.机动车驾驶人交通违法行为相关因素分析[J].广西医科大学学报,2010,27(6):956-959. DOI:10.3969/j.issn.1005-930X.2010.06.062.

(责任编辑:黄晓楠 英文审校:吴逢铁)