

中文引用格式:马社强,陆育霄,董春娇,等. 电动自行车违规行为严重程度分析与预测[J]. 中国安全科学学报, 2024, 34(11): 172-178.

英文引用格式:MA Sheqiang, LU Yuxiao, DONG Chunjiao. Severity analyses and prediction of e-bikes violated behaviors[J]. China Safety Science Journal, 2024, 34(11): 172-178.

电动自行车违规行为严重程度分析与预测*

马社强¹副教授, 陆育霄¹, 董春娇^{**2}教授, 李鹏辉²副教授, 马继辉²教授

(1 中国人民公安大学 交通管理学院, 北京 100038;

2 北京交通大学 综合交通运输大数据应用技术交通运输行业重点实验室, 北京 100044)

中图分类号: X951; U491.1

文献标志码: A

DOI: 10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2024.11.0166

基金项目: 国家社科基金重大项目资助(23&ZD138)。

【摘要】 为减少电动自行车违规行为, 提升交叉口安全管理水平, 从冲突对象数量和运动状态2个方面选择后侵入时间(PET)、交通冲突时间(TTC)和安全减速度(DST)等指标, 采用 k 均值聚类将违规骑行电动自行车引起的交通冲突严重程度划分为一般、严重和潜在冲突3类。并采用泊松函数拟合冲突频数分布特征, 引入随机变量刻画交通冲突之间异质性的混合效应, 构建基于广义线性混合模型(GLMM)的违规骑行电动自行车交通冲突预测模型, 预测多等级交通冲突频次。结合视频调查得到的996起电动自行车交通冲突数据进行实证分析。结果表明: 不同严重程度的电动自行车交通冲突占比与违规行为类型无关; 构建的GLMM模型对违规骑行电动自行车交通冲突数据的拟合优于广义线性模型(GLM)方法, 且对一般冲突频数的预测效果最好; 通过加强管理电动自行车占用机动车道和越线等待行为、增设协管员和调整信号相位能有效降低违规骑行电动自行车冲突发生率。

【关键词】 电动自行车; 广义线性混合模型(GLMM); 违规行为; 严重程度; 冲突预测

Severity analyses and prediction of e-bikes violated behaviors

MA Sheqiang¹, LU Yuxiao¹, DONG Chunjiao², LI Penghui², MA Jihui²

(1 School of Traffic Management, People's Public Security University of China, Beijing 100038, China;

2 Key Laboratory of Transport Industry of Big Data Application Technologies for Comprehensive

Transport, Ministry of Transport, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

Abstract: Traffic conflicts caused by illegal riding of e-bikes are a great challenge and negative impact on the safety management and operation efficiency of signalized intersections. In this paper, three indexes including post-encroachment time (PET), time to collision (TTC) and deceleration-to-safety time (DST) were selected from the two aspects of the number of collision objects and motion state. The k -means clustering was adopted to divide the severity of traffic collisions caused by illegal riding of e-bikes into three categories: general, serious and potential collision. Secondly, the Poisson function was used to fit the distribution characteristics of conflict frequency, random variables were introduced to describe the mixed effects of heterogeneity among traffic conflicts, and a prediction model for traffic conflicts of illegal

* 文章编号: 1003-3033(2024)11-0172-07; 收稿日期: 2024-05-06; 修稿日期: 2024-08-15

** 通信作者: 董春娇(1982—), 女, 辽宁大石桥人, 博士, 教授, 主要从事事故分析建模、智能交通、出行行为等方面的研究。E-mail: cjdong@bjtu.edu.cn.

riding e-bikes based on GLMM was built to predict the frequency of traffic conflicts of multi-grade severity. Combined with the data of 996 e-bike traffic conflicts obtained by video investigation, the empirical study shows that the proportion of e-bike traffic conflicts with different severity has nothing to do with the types of violations. The constructed GLMM model is better than generalized linear model (GLM) in fitting the traffic conflict data of illegal cycling e-bikes, and has the best prediction effect on the common conflict frequency. By strengthening the management of e-bike occupation of motor vehicle lanes and the waiting behavior of crossing the line, adding escort officers and adjusting the signal phase, the incidence rate of e-bike conflict can be reduced.

Keywords: e-bikes; generalized linear mixed model (GLMM); violated behaviors; severity level; conflict prediction

0 引言

慢行交通即非机动车化交通,就是把非机动车、步行等慢速出行方式作为城市交通的主体,在国际上被广泛认作可持续交通发展的象征和核心,对落实“双碳”目标具有重要支撑作用。《交通强国建设纲要》也提出,开展绿色出行行动,倡导绿色低碳出行理念。慢行交通中,电动自行车使用城市可持续发展“引擎”的清洁能源——电力进行驱动,且具有高效省力、经济环保、无堵车停车困扰等特点,解决了我国居民中短途代步刚需。

2019年实施的《电动自行车安全技术规范》(GB17761—2018)将电动自行车作为非机动车的整体质量和最高设计车速分别提升为不大于 55 kg 和 25 km/h,进一步促进了电动自行车的发展。目前,电动自行车一方面作为家庭主要劳动力的生产和生活必须工具而存在;另一方面也逐渐向适应年轻人群的个性化、差异化的需求发展,出现炫酷、创新(智能)、趣味及高颜值款式。

2009—2023年,全国电动自行车数量以平均每年 10.95% 的增长率迅猛增长。截止 2023 年末,全国电动自行车保有量约 4 亿辆^[1],远超私人小汽车约 1.1 亿辆,已发展为不可或缺的出行方式。随着电动自行车保有量和使用量迅猛发展,电动自行车安全问题成为道路交通安全管理的焦点与难点,也成为制约慢行出行空间品质提升的关键以及阻碍达成绿色出行目标的重要致因。电动自行车事故具有“多发频发”及“非死即伤”2 个显著特点。

与此同时,电动自行车违规骑行现象越来越普遍,严重扰乱交通秩序。电动自行车一方面在慢行出行空间与自行车和行人交织骑行,使得交通冲突更为严重,事故风险增大^[2-4]。另一方面,又经常借道骑行,在机动车之间穿梭,由于其体积小,速度快,很难

被机动车驾驶员察觉,导致视觉盲区问题,即俗称的“鬼探头”。2023 年的数据显示,电动自行车涉及人员伤亡事故同比上升 12%,主要原因就是超速骑行。

已有电动自行车安全研究主要聚焦影响因素分析和安全评价,如董春娇等^[5-6]通过问卷调查法,分析电动自行车不安全骑行决策行为特征和致因因素,建立基于 Logistic 回归和 Elman 神经网络的电动自行车不安全骑行决策行为模型;SCHEPERS 等^[7]利用 Logistic 回归方法,分析荷兰的电动自行车与传统自行车骑行者在交通事故中需要急诊治疗的可能性和伤害后果,发现电动自行车发生事故的严重程度与传统自行车相差不大;王卫杰等^[8]基于机动车与电动自行车的事故数据,从路段特征、事故特征和骑行者个人特征等方面,构建电动自行车骑行者伤害程度 Logistic 回归模型,得到夜间照明、未按规定让行、男性等 12 个具有显著影响的因素;李成志等^[9]从道路环境、电动自行车骑行者、骑行行为等方面构建电动自行车事故伤害程度的多项 Logistic 回归模型,并依据北京市电动自行车交通事故数据,得出电动自行车骑行者年龄、是否载人等 13 个显著影响因素;王小凤^[10]利用电动自行车交通事故数据及不同类型路口路段观测数据,结合灰度系统评价方法分别评价不同环境条件下的电动自行车;程波^[11]基于信号交叉口观测数据,以电动自行车综合冲突率作为指标,建立电动自行车交叉口安全评价模型,并结合信号交叉口实际情况提出安全改进建议;张栋^[12]利用 Tracker 软件获取机动车和非机动车冲突数据,基于反向传播神经网络构建环形交叉口机非冲突预测模型,同时,根据交通冲突率和模糊 C-均值聚类方法,划分环形交叉口中电动自行车安全等级。

综上,国内外学者对电动自行车违规行为以及交通冲突的研究已取得一些成果,但是针对电动自行车违规行为下交通冲突严重程度的研究较为缺

乏,电动自行车违规行为导致的多等级严重程度交通冲突发生频次的影响尚不够清晰。鉴于此,笔者拟结合视频调查得到 996 起电动自行车交通冲突数据,对比分析违规骑行电动自行车交通冲突严重程度指标,采用 k 均值聚类划分违规骑行电动自行车交通冲突严重程度,并引入随机变量刻画交通冲突之间异质性的混合效应,构建基于广义线性混合模型(Generalized Linear Mixed Model, GLMM)的违规骑行电动自行车交通冲突预测模型,预测多等级交通冲突发生频次,并结合交叉口观测数据进行实证研究,以期制定减少电动自行车违规行为以及交通冲突策略提供依据与支持。

1 电动自行车违规严重程度划分析

对违规骑行电动自行车交通冲突界定为:在信号交叉口内,因电动自行车骑行者的违规骑行行为,包括闯红灯、越线等待、逆向骑行及占用机动车道,导致在同一时间、空间上与其他交通参与者接近到一定程度,其中,一方必须采取避险行为才能避免潜在事故发生的交通事件。考虑到行人与电动自行车冲突时,行人的避让行为难以观测,对最终预测结果影响较大,文中的交通冲突调查主要针对违规骑行电动自行车与机动车以及其他非机动车的冲突事件。

根据运动状态和冲突对象数量将刻画违规骑行电动自行车与被违规行为影响的交通参与者冲突特性指标划分为 3 类:①只涉及冲突者中一方的时间性指标,如交通冲突时间(Time to Collision, TTC);②涉及交通冲突双方的时间性指标,如时间优势(Time Advance, TADV)、后侵入时间(Post-Encroachment Time, PET)、时间间距(Time Gap, TG)和间距时间(Gap Time, GT);③描述冲突者运动状态的交通冲突指标,如停车距离比例(Proportion of Stopping Distance, PSD)和安全减速度(Deceleration-to-Safety Time, DST)。

从 3 类指标中选取典型指标, TTC、PET 和 DST 刻画电动自行车违规骑行交通冲突严重特性,并结合聚类方法对交通冲突严重程度进行划分。目前,常用的聚类分析方法包括模糊 C-均值聚类、层次聚类和 k 均值聚类等。其中, k 均值聚类具有聚类速度快、迭代次数少和计算方便等优点,适用于对具有大样本和随机性特征的交通冲突进行严重程度划分^[13-14]。

电动自行车与其他交通参与者的冲突严重程度一般可划分为 3 个等级,即潜在冲突、一般冲突和严重冲突,将 k 设为 3,避免了随意设定 k 值对聚类结

果造成显著影响的缺陷。设 $\mathbf{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}^T$ 为 n 个电动自行车交通冲突数据,每个冲突数据含有 m 个表征交通冲突的指标,即 $x_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}\}$ 。因为将违规电动自行车导致的交通冲突严重程度划分为 $k=3$ 个等级,则有聚类中心 $C_j, j=1, 2, \dots, k$ 。

从 n 个违规电动自行车导致的交通冲突数据中任意选择 k 个作为初始聚类中心 $c_j = \{c_{j1}, c_{j2}, \dots, c_{jm}\}, j=1, 2, \dots, k; \alpha$ 为迭代次数,设最大迭代次数 $\alpha_{\max} = 20; \alpha = 1, 2, \dots, 20$; 迭代收敛误差设为 $\varepsilon = 0.0001$ 。计算每个冲突数据至 k 个聚类中心 c_j 第 α 次迭代的欧氏距离。

$$d_{ij} = d(x_i, c_j) =$$

$$\sqrt{(x_{i1} - c_{j1})^2 + (x_{i2} - c_{j2})^2 + \dots + (x_{id} - c_{jd})^2} \quad (1)$$

式中 d_{ij} 为违规电动自行车导致的冲突数据 x_i 至聚类中心的欧氏距离, $i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, k$ 。

将交通冲突数据 x_i 分为第 l 等级,更新第 α 次迭代的冲突严重程度等级划分结果,并重新计算聚类中心。

$$d_{ij} = \min_{1 \leq j \leq k} \{d(x_i, c_j)\} \quad (2)$$

$$c_j = \frac{1}{N_j} \sum_{\substack{i=1 \\ x_i \in C_j}}^{N_j} x_i \quad (3)$$

式中 N_j 为第 c_j 类所包含的交通冲突数。

当聚类中心与上次迭代的变化小于特定常数,则结束迭代得到交通冲突严重程度等级划分最终结果;否则令 $\alpha = \alpha + 1$,返回第 2 步进行迭代,直到达到最大迭代次数或获得最终结果。

通过对 6 个城市道路信号交叉口每个进口道开展 1 h 观测调查,最终提取 996 起违规电动自行车导致的交通冲突数。其中,电动自行车违规闯红灯导致的交通冲突 311 起,占用机动车道导致的交通冲突 129 起,逆向骑行导致的交通冲突 398 起,越线等待导致的交通冲突 158 起。实地调查获取的违规电动自行车导致的交通冲突 3 个特征指标数据见表 1。采用单因素方差分析,评价指标组间显著性小于 0.05,表明采用 3 个特征指标划分违规电动自行车导致的交通冲突严重程度是合理有效的。

表 1 电动自行车交通冲突指标特征

Table 1 Traffic conflict indicator characteristics of e-bikes

| 指标 | 最大值/s | 最小值/s | 平均值/s | 标准差 |
|-----|--------|-------|-------|-------|
| TTC | 7.058 | 0.131 | 1.261 | 1.005 |
| PET | 11.948 | 0.000 | 1.469 | 1.137 |
| DST | 9.732 | 0.018 | 1.873 | 1.813 |

基于 PET、TTC 和 DST 这 3 个特征指标,将违规电动自行车导致的交通冲突严重程度划分为严重冲突、一般冲突和潜在冲突 3 个等级。聚类分析得到电动自行车多类别违规行为引起的交通冲突严重程度划分结果如图 1 所示。所有违规行为中交通冲突中占比最低的是潜在冲突 86 起(占 9%),其次是严重冲突 218 起(占 22%),最高的是一般冲突 692 起(占 69%)。

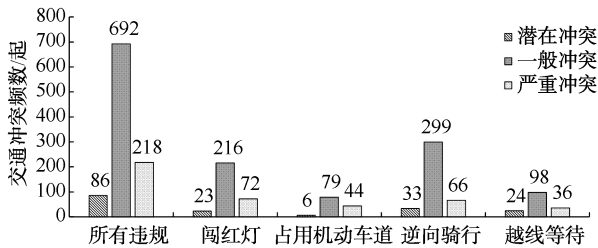


图 1 多类别电动自行车违规行为为交通冲突严重程度划分

Fig. 1 Classification of traffic conflict severity of multiple e-bikes violations

由图 1 可知:闯红灯、占用机动车道、逆向行驶和越线等待 4 种电动自行车违规骑行行为导致的交通冲突严重程度等级划分结果相似,都是一般冲突占比最高,其次是严重冲突,最低的是潜在冲突。因为是以交通参与者避免碰撞作出的避让行为作交通冲突识别的依据,一些距离较远或者动作较小的避让难以观测和察觉,存在部分潜在冲突没有被观测到,造成严重冲突占比高于潜在冲突。

各等级严重程度交通冲突的电动自行车违规行为占比如图 2 所示。严重冲突中占比最低的是越线等待(16.51%),其次是占用机动车道(20.18%),然后是逆向骑行(30.28%),闯红灯行为占比最高(33.03%)。

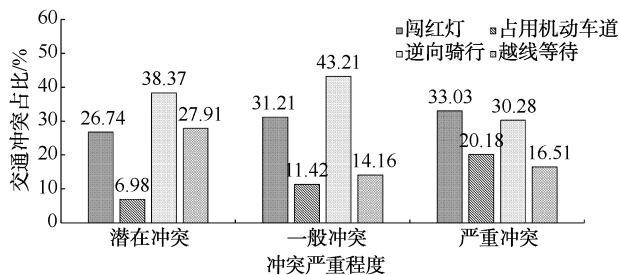


图 2 违规骑行电动自行车交通冲突严重程度划分

Fig. 2 Traffic conflict classification by severity level

由图 2 可知:闯红灯是引发电动自行车与其他交通参与者严重冲突的主要原因,在一般冲突和潜在冲突中电动自行车逆向骑行占比最高,分别为 43.21% 和 38.37%,说明电动自行车逆向骑行行为

导致的交通冲突最多,而闯红灯行为导致的交通冲突严重程度最大。

2 电动自行车违规预测模型

广义线性回归模型(Generalized Linear Model, GLM)^[13]是线性回归模型的非正态分布和非线性模型线性转化的拓展,适用于刻画离散型交通冲突数据特征。交通冲突的发生具有随机性、离散性以及整数性等特点,采用泊松分布刻画交通冲突在时间上的分布特征,在时间段 i 内违规骑行电动自行车交通冲突频数 y_i 的概率密度函数为:

$$P(Y = y_i) = \exp\left(-\lambda_i \frac{\lambda_i^{y_i}}{y_i!}\right) \quad (4)$$

式中 λ_i 为时间段 i 内违规骑行电动自行车发生交通冲突的期望值, $i=1, 2, \dots, n$ 。 λ_i 为交通冲突影响因素函数,变换成线性形式为

$$\lambda_i = \exp(\beta X_{ij}) \quad (5)$$

式中: X_{ij} 为时间段 i 中第 j 个交通冲突影响因素; β 为影响因素系数。

$$\lambda_i = \exp(\beta X_{ij} + \varphi) \quad (6)$$

式中 φ 为交通冲突频数的期望值和方差不相等时泊松模型产生的误差项。将影响因素函数 λ_i 代入泊松分布得到含有误差项的泊松模型,即

$$P(y_i | \varphi) = \frac{\exp[-\lambda_i \exp(\varphi_i)] [\lambda_i \exp(\varphi_i)]^{y_i}}{y_i!} \quad (7)$$

对泊松模型消去误差项 φ , 得到负二项模型,如下式:

$$P(Y = y_i) = \frac{\Gamma\left[y_i + \left(\frac{1}{K}\right)\right]}{\Gamma\left(\frac{1}{K}\right) y_i!} \left(\frac{1}{1 + K\lambda_i}\right)^{\frac{1}{K}} \left(\frac{K\lambda_i}{1 + K\lambda_i}\right)^{y_i} \quad (8)$$

式中: K 为离散系数; Γ 为伽马分布。

道路几何设计和交通条件共同影响着电动自行车骑行者作出是否违规骑行的决策,错综复杂的交叉口运行环境导致交通冲突数据具有异质性。因此,引入混合效应,既增加随机效应变量,构建 GLMM,刻画不同交通冲突之间的异质性,预测违规骑行电动自行车交通冲突频率。引入随机效应后的交通冲突函数 λ_i 由式(6)变换为

$$\lambda_i = \exp(\mathbf{a}X_{ij} + \mathbf{b}iZ_{ij} + \varepsilon) \quad (9)$$

式中: \mathbf{a} 为适用于每个交通冲突数据的固定效应参

数向量; \mathbf{b}_i 为时间段 i 的随机效应参数向量; \mathbf{X}_{ij} 和 \mathbf{Z}_{ij} 分别为固定效应与随机效应对应的矩阵。

令 Y_{ij} 表示时间段 i 影响电动自行车交通冲突的第 j 个影响因素, 代入负二项模型并消除误差项 φ , 得到 GLMM。

$$\eta(\mu_{ij}) = \eta[E(Y_{ij} | \mathbf{b}_i)] = \mathbf{x}'_{ij}\mathbf{a} + \mathbf{z}'_{ij}\mathbf{b}_i \quad (10)$$

式中: h 为负二项模型的链接函数, 用于处理计数数据的过离散性; E 为求期望的计算符号; \mathbf{x}'_{ij} 和 \mathbf{z}'_{ij} 分别为固定和随机效应协变量对应的矩阵。

根据赤池信息准则 (Akaike Information Criterion, AIC) 以及贝叶斯信息准则 (Bayesian Information Criterion, BIC)^[2], 评价基于 GLMM 的违规骑行电动自行车交通冲突预测模型的拟合优度, 模型最优解是使 AIC 和 BIC 最小的拟合参数向量。

3 电动自行车违规案例分析

将 24 h 的违规骑行电动自行车导致的交通冲突数据按 5 min 时间段划分, 共得到 288 个交通冲突频数数据。从违规频率、信号交叉口特征和交通流特性 3 个方面选择交通冲突影响因素, 见表 2。

表 2 候选变量描述性统计

Table 2 Descriptive statistics of candidate variables

| 分类 | 影响因素 | 平均值 | 标准差 | 最小值 | 最大值 |
|---------|---|--------|--------|------|-------|
| 违规频率 | 电动自行车闯红灯频率/(次·5 min ⁻¹) | 0.03 | 0.09 | 0 | 1 |
| | 电动自行车占用机动车道频率/(次·5 min ⁻¹) | 0.11 | 0.15 | 0 | 0.75 |
| | 电动自行车逆向骑行频率/(次·5 min ⁻¹) | 0.16 | 0.22 | 0 | 0.97 |
| | 电动自行车越线等待频率/(次·5 min ⁻¹) | 0.18 | 0.19 | 0 | 0.97 |
| 信号交叉口特征 | 两相位=0, 三相位=1, 四相位=2 | 3.00 | 0.82 | 2 | 4 |
| | 白线=0, 物理隔离=1 | 0.42 | 0.49 | 0 | 1 |
| | 无=0, 有=1 | 0.50 | 0.50 | 0 | 1 |
| | 无=0, 有=1 | 0.50 | 0.50 | 0 | 1 |
| | 进口道非机动车道宽度/m | 3.47 | 1.18 | 2 | 6 |
| | 进口道宽度/m | 33.63 | 10.83 | 8 | 48.5 |
| 交通流特性 | 信号交叉口宽度/m | 33.63 | 10.83 | 8 | 48.5 |
| | 进口道非机动车数量 (pcu·进口道 ⁻¹ ·h ⁻¹) | 161.02 | 79.36 | 5.52 | 517.2 |
| | 进口道机动车数量 (pcu·进口道 ⁻¹ ·h ⁻¹) | 738.80 | 353.17 | 12 | 1752 |
| | 非机动车与机动车交通量比 | 0.30 | 0.29 | 0.03 | 2.68 |

分别以不同严重程度的违规骑行电动自行车交通冲突和所有冲突为因变量, 拟合 GLMM 模型, 刻画违规骑行电动自行车潜在冲突、一般冲突、严重冲突和所有冲突特征。为验证构建模型的有效性, 以相同的数据为输入, 拟合 GLM 模型作为对比, 结果见表 3。

表 3 构建的 GLMM 和 GLM 模型拟合优度对比

Table 3 Comparison of GLM and GLMM fitting results

| 冲突类型 | GLM | | | GLMM | | |
|------|---------|-----------|-----------|---------|---------|---------|
| | -2 对数似然 | AIC | BIC | -2 对数似然 | AIC | BIC |
| 潜在 | 193.878 | 395.755 | 410.407 | 382.707 | 392.920 | 411.022 |
| 一般 | 566.783 | 1 149.566 | 1 178.870 | 729.173 | 731.187 | 734.808 |
| 严重 | 340.572 | 687.145 | 698.134 | 664.567 | 691.895 | 738.185 |
| 所有 | 656.128 | 1 344.257 | 1 402.864 | 639.954 | 641.969 | 645.589 |

由表 3 可知: 相比于 GLM 模型, 加入随机效应变量的 GLMM 模型对所有冲突和一般冲突的拟合优度更高。构建基于 GLMM 的违规骑行电动自行车交通冲突预测模型对潜在冲突的拟合效果最好, 对严重冲突和所有冲突的拟合效果次之, 对一般冲突的拟合效果最差。分析基于 GLMM 的违规骑行电动自行车交通冲突预测结果, 如图 3 所示。潜在冲突、严重冲突的预测结果主要集中在 1~2 次, 预测值相对实际观测值偏低; 一般冲突和所有冲突的预测值与实际观测值总体呈正相关关系, 预测效果较好。

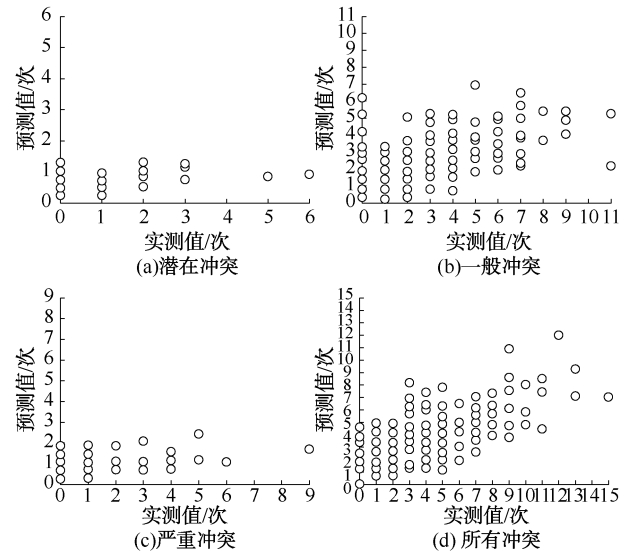


图 3 不同严重程度交通冲突预测结果

Fig. 3 Traffic conflicts prediction results with severity

基于 GLMM 的违规骑行电动自行车交通冲突预测模型的参数估计结果见表 4。当 $p < 0.05$ 时, 说明自变量具有显著意义。当 5 min 内电动自行车占

用机动车道或越线等待的违规频数增加 1 起,违规骑行电动自行车交通冲突将会分别增加 0.032 和 0.05 起,表明有效管理电动自行车占用机动车道和越线等待行为将会显著减少信号交叉口电动自行车交通冲突发生率。

表 4 基于 GLMM 的交通冲突预测模型参数估计结果

Table 4 Parameter estimation results of GLMM-based traffic conflict prediction model

| 自变量 | 系数 | 标准误差 | <i>t</i> 值 | <i>p</i> 值 |
|-------------|--------|-------|------------|------------|
| 截距 | -1.856 | 0.370 | -5.043 | 0.000 |
| 占用机动车道频数 | 0.032 | 0.011 | 2.842 | 0.005 |
| 越线等待频数 | 0.050 | 0.016 | 3.226 | 0.001 |
| 信号相位(三/四相位) | 0.765 | 0.170 | 4.496 | 0.000 |
| 协管员(无/有) | 0.820 | 0.177 | 4.496 | 0.000 |
| 左转专用相位(无/有) | 0.750 | 0.186 | 4.029 | 0.000 |
| 信号交叉口宽度/m | 0.048 | 0.008 | 5.764 | 0.000 |
| 负二项式 | 0.161 | - | - | - |

与信号交叉口特征相关的因素估计结果表明:相比于四相位信号交叉口,三相位信号交叉口发生违规电动自行车导致的交通冲突高 0.765 起/(进口道·5 min⁻¹);相比于没有协管员,有协管员的进口道发生违规电动自行车导致的交通冲突低 0.82 起/(进口道·5 min⁻¹);相比于有左转专用相位,没有左转专用相位的进口道发生违规电动自行车导致的交通冲突高 0.75 起/(进口道·5 min⁻¹)。即通过增设协管员和调整交通信号相位能够有效降低信号交叉口的电动

自行车交通冲突发生率。当信号交叉口宽度增加 1 m,违规骑行电动自行车交通冲突频数将会增加 0.048 起/(进口道·5 min⁻¹),这可能与交通参与者数量(暴露度)有关。交通参与者数量越多、需求越大的信号交叉口往往宽度更宽,因此,交通冲突频数也随之增加。

4 结 论

1) 视频调查获取的 996 起违规骑行电动自行车交通冲突数据表明:一般冲突和潜在冲突中逆向骑行占比最高,分别为 43.21% 和 38.37%,而闯红灯行为导致的冲突严重程度最高。以 PET、TTC 和 DST 为划分依据,采用 *k* 均值聚类法将违规骑行电动自行车交通冲突数据划分为潜在、一般和严重 3 个等级。

2) 构建的 GLMM 模型对违规骑行电动自行车交通冲突数据的拟合优于 GLM,且对一般冲突频数的预测效果最好。

3) 三相位信号交叉口发生违规骑行电动车交通冲突比四相位信号交叉口高 0.765 起/(进口道·5 min⁻¹);有协管员的进口道发生违规骑行电动车交通冲突比没有协管员低 0.82 起/(进口道·5 min⁻¹);没有左转专用相位的进口道发生违规骑行电动车交通冲突比有左转专用相位的高 0.75 起/(进口道·5 min⁻¹)。通过加强管理电动自行车占用机动车道和越线等待行为能够有效降低违规骑行电动自行车交通冲突发生率。

参 考 文 献

- [1] 王菁,董春娇,李鹏辉,等.考虑建成环境的电动自行车事故严重程度致因分析[J].交通运输系统工程与信息,2024,24(1):179-187.
WANG Jing, DONG Chunjiao, LI Penghui, et al. Causal analysis of e-bike traffic accident severity considering the built environment[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2024, 24(1): 179-187.
- [2] 陆育霄.电动自行车违规行为下信号交叉口运行安全性评价与建模[D].北京:北京交通大学,2022.
LU Yuxiao. Evaluation and modeling of operational safety of signalized intersection under e-bike violation behaviors[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2022.
- [3] 董升,周继彪,唐克双,等.绿闪灯对电动自行车停驶决策行为的安全影响[J].中国安全科学学报,2015,25(9):48-52.
DONG Sheng, ZHOU Jibiao, TANG Keshuang, et al. Safety effect of flashing green on e-bikes stop-go decision-making behavior[J]. China Safety Science Journal, 2015, 25(9): 48-52.
- [4] 马国忠,明士军,吴海涛.电动自行车安全特性分析[J].中国安全科学学报,2006,16(4):48-52.
MA Guozhong, MING Shijun, WU Haitao. On safety character of electric bicycle[J]. China Safety Science Journal, 2006, 16(4): 48-52.

- [5] 董春娇, 薛维洋, 谢坤, 等. 电动自行车不安全骑行决策行为建模[J]. 北京交通大学学报, 2021, 45(1): 105-110.
DONG Chunjiao, XUE Weiyang, XIE Kun, et al. Decision-making modeling for unsafe riding behaviors on electric bicycles[J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2021, 45(1): 105-110.
- [6] 董春娇, 诸葛承祥, 董黛悦, 等. 电动自行车出行特性及骑行决策行为建模[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2022, 52(11): 2 618-2 625.
DONG Chunjiao, ZHUGE Chengxiang, DONG Daiyue, et al. Trip characteristics and decision-making behaviors modeling of electric bicycles riding[J]. Journal of Jinlin University: Engineering and Technology Edition, 2022, 52(11): 2 618-2 625.
- [7] SCHEPERS J P, FISHMAN E, HERTOG P, et al. The safety of electrically assisted bicycles compared to classic bicycles[J]. Accident Analysis and Prevention, 2014, 73: 174-180.
- [8] 王卫杰, 沈轩霆, 王贵彬, 等. 电动自行车骑行者事故伤害程度影响因素分析[J]. 中国安全科学学报, 2019, 29(2): 20-25.
WANG Weijie, SHEN Xuating, WANG Guibin, et al. Analysis of factors affecting injury to electric bicycle rider in crash[J]. China Safety Science Journal, 2019, 29(2): 20-25.
- [9] 李成志, 李洋, 何庆. 电动自行车交通事故中骑车人伤害程度的影响因素分析[J]. 交通工程, 2019, 19(4): 37-43.
LI Chengzhi, LI Yang, HE Qing. Factors affecting injury severity of electric bike riders in road crashes[J]. Traffic Engineering, 2019, 19(4): 37-43.
- [10] 王小凤. 电动自行车交通冲突分析与交通安全评价[D]. 昆明: 昆明理工大学, 2013.
WANG Xiaofeng. Traffic conflict analysis and traffic safety evaluation of electric bicycle[D]. Kunming: Kunming University of Science and Technology, 2013.
- [11] 程波. 基于交通冲突的电动自行车交通安全研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2014.
CHENG Bo. Study on traffic safety of electric bicycles based on traffic conflict technique[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2014.
- [12] 张栋. 基于交通冲突的环形电动自行车交通安全研究[D]. 西安: 长安大学, 2020.
ZHANG Dong. Research on traffic safety of electric bi-cycles at roundabouts based on traffic conflicts[D]. Xi'an: Chang'an University, 2020.
- [13] MARJAN A. Data clustering based on hybrid K-harmonic means and modifier imperialist competitive algorithm[J]. The Journal of Supercomputing, 2014, 68(2): 574-598.
- [14] 徐威, 郑长江, 马庚华, 等. 基于 k-means 聚类的城市轨道交通站点分类研究[J]. 贵州大学学报: 自然科学版, 2018, 35(6): 106-111.
XU Wei, ZHENG Changjiang, MA Genghua, et al. Urban rail transit site classification based on k-means clustering[J]. Journal of Guizhou University: Natural Sciences, 2018, 35(6): 106-111.

作者简介: 马社强 (1973—), 男, 陕西宝鸡人, 博士, 副教授, 主要从事道路交通事故处理、交通安全风险防控等方面的研究。E-mail: masheqiang@163.com。

