

基于车辆轨迹数据的城市道路驾驶行为分析

康佳宜, 咸化彩*, 曾辉莉

山东交通学院交通与物流工程学院, 山东 济南 250357

摘要:为提高城市道路交通安全,以车辆轨迹数据为基础,以济南市经十路某路段为研究对象,将道路划分为120个有效路段,研究道路坡度、交叉口、车道、公交车站、人行横道、辅道、交通吸引点等交通条件对车辆加速占比和减速占比的影响,选取主要影响因素建立驾驶行为与交通条件的多元 Logistic 回归分析模型,并选取长5 km的城市主干路为案例验证模型的适用性。结果表明:平坦路段、有交叉口路段更易产生加速和减速行为;有人行横道路段的车辆加速占比无人行横道路段大,减速占比无人行横道路段小;加速占比拟合回归模型和减速占比拟合回归模型预测结果准确率分别为73.91%、78.26%,模型适用性良好。

关键词:道路交通;驾驶行为;车辆轨迹数据;多元 Logistic 回归

中图分类号:U491.1

文献标志码:A

文章编号:1672-0032(2025)02-0019-07

引用格式:康佳宜,咸化彩,曾辉莉.基于车辆轨迹数据的城市道路驾驶行为分析[J].山东交通学院学报,2025,33(2):19-25.

KANG Jiayi, XIAN Huacai, ZENG Huili. Analysis of urban road driving behavior based on vehicle trajectory data[J]. Journal of Shandong Jiaotong University, 2025, 33(2): 19-25.

0 引言

城市道路类型较复杂,不同的交通条件,如交叉口、上下坡、车道分合流区等,均会引起驾驶员驾驶行为的变化。研究交通条件对驾驶行为的影响,对发现路网安全隐患、改善城市道路交通安全有重要意义。

在驾驶行为研究方面,Zhao等^[1]将108名驾驶员问卷调查结果与实际的高速公路驾驶行为对比,发现违规分数较高的驾驶员表现出更激进的驾驶行为;Tao等^[2]提出人格特征和驾驶经验会影响驾驶行为;付佳杨^[3]基于车载终端采集的车辆轨迹及识别的不良驾驶行为数据,研究驾驶员不良驾驶行为的时空分布模式及影响因素;宁华晶^[4]构建事故分析模型,研究不安全驾驶行为与道路交通事故间的关系。

在道路特征对交通安全的影响方面, Van Der Horst等^[5]通过驾驶模拟器研究高速公路、乡村道路的路边基础设施对车辆速度和横向位置的影响,结果表明,不同的路边基础设施会显著改变驾驶员的驾驶方式,有些设施可提高驾驶员的注意力和安全意识,而有些设施可能导致驾驶员的驾驶行为更冒险或不稳定;Molan等^[6]通过分析美国怀俄明州州际公路的实际交通事故数据,研究交通护栏的几何尺寸(高度、宽度等)和类型与碰撞事故严重程度的关系,发现护栏的几何尺寸与碰撞发生率和碰撞后果有显著关系,某些尺寸配置可有效降低事故的严重程度;陈景嫦^[7]采用某道路多年交通事故数据,研究天气、道路光照条件、道路防护设施、能见度等行车环境与交通事故伤害严重程度的关系,发现在白天/晴朗和白天/阴雨条件下,丘陵地形、道路隔离设施和特殊路段的伤亡事故发生概率增大。

收稿日期:2024-05-31

基金项目:国家自然科学基金青年基金项目(52102412);山东省自然科学基金项目(ZR2023QE060);“新高校20条”自主培养创新团队项目(202333036)

第一作者简介:康佳宜(2000—),女,山东聊城人,硕士研究生,主要研究方向为交通安全,E-mail:kangjiyi77@163.com。

***通信作者简介:**咸化彩(1983—),女,山东淄博人,教授,硕士研究生导师,工学博士,主要研究方向为交通安全,E-mail:xianhc11@163.com。

在车联网数据与驾驶行为方面,梁陈磊等^[8]基于车载诊断系统(on-board diagnostic, OBD)数据挖掘,通过关联分析方法探究不良驾驶行为的内在联系及发生概率;蔡晓禹等^[9]基于 OBD 驾驶行为数据及信息熵理论,提出城市道路交通安全风险预估方法;张梦歌^[10]以车联网 OBD 异常驾驶行为数据为基础,分析单一路段条件及组合道路条件对车辆异常驾驶行为率的影响,建立异常驾驶行为空间分析模型,辨识道路交通安全风险状态。可根据事故后的统计数据或交通调查数据,从宏观角度分析驾驶行为对交通安全的影响,但采集数据有限,对驾驶行为和道路条件的关联研究较少。

本文基于大量车辆轨迹数据,选取车辆的加速度、减速度作为驾驶行为分析指标,研究道路坡度、交叉口、车道数、人行横道、辅道、公交车站、交通吸引点等不同交通条件对驾驶行为的影响,建立驾驶行为与交通条件关联模型,以期发现路网安全隐患,为道路设计及交通管理提供理论依据。

1 数据获取与路段类型分类

1.1 数据获取

济南市经十路是贯穿济南的东西中轴靠南城市主干道,连接章丘区与长清区。选取东起历城区邢村立交桥,西至槐荫区腊山立交桥的经十路路段为研究对象,长 22 km,设计时速为 80 km/h,交通流量大、地理位置重要且道路类型多变,具有代表性。

通过配备的道路定位设备(GPS、北斗卫星导航系统等)以一定的频率采集具有数据传输能力车辆的详细行驶数据,数据信息包含车辆地理位置(经度、纬度)、时间戳、车辆行驶速度、行驶方向角等^[11]。选取 2020 年 9 月至 2020 年 11 月中任意 5 d 通过此路段的车辆轨迹数据,剔除异常数据,最终得到 58 047 条有效数据,将其导入软件 ArcGIS 中进行可视化处理,结果如图 1 所示。

雨雪天、雾天等天气状况对驾驶行为影响较大^[12],根据济南市气象局发布的气象数据,所选取的气象数据中,

2020-09-06 为晴间多云、2020-09-18 为晴、2020-09-30 为多云、2020-10-15 为多云转阴、2020-10-26 为晴间多云。95% 以上的有效数据为小型车辆 OBD 数据。在正常天气条件下研究小型车辆驾驶员的驾驶行为,尽可能排除恶劣天气、车辆类型等对研究结果的影响。

以车辆的加速度和减速度作为分析驾驶行为的指标,根据车辆轨迹数据提取的车辆行驶时间和速度,计算相邻两点位间的车辆加速度或减速度。

1.2 路段类型分类

道路坡度^[13-15]、车道数^[16]、交叉口^[17-18]等对交通安全有一定影响,为研究不同路段类型对驾驶行为的影响,根据经十路的交通条件特征,采用坡度、交叉口、车道数、公交车站、人行横道、辅道、交通吸引点 7 个指标划分路段类型。参考相关城市建设规定,将道路划分为平坦道路和陡坡道路(坡度绝对值不小于 3%);交叉口前、后 50~100 m 的道路为交叉口路段,根据交叉口处有无信号灯,划分为信号交叉口路段和无信号交叉口路段;根据经十路的车道特征,将车道类型划分为双向 8 车道、双向 10 车道、双向 12 车道;人行横道前、后 30 m 内的道路为有人行横道路段;根据主路一侧或两侧是否建有辅道,划分为有辅道路段和无辅道路段;路段上的公交车站分为直线式公交车站、港湾式公交车站和位于辅道内的公交车站 3 种类型;交通吸引点能吸引大量交通流,通常包括大型商超、医院、学校等。

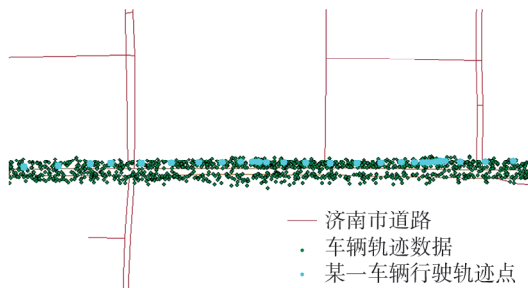


图 1 ArcGIS 可视化处理后的车辆轨迹数据样例

2 交通条件对驾驶行为的影响

将处理后的数据转换经纬度坐标后导入软件 ArcGIS,通过核密度分析工具生成不同加速度下的热

力图。

将加速度 a_1 分别按 $a_1 \geq 1 \text{ m/s}^2$ 、 $a_1 \geq 2 \text{ m/s}^2$ 、 $a_1 \geq 3 \text{ m/s}^2$ 进行划分,不同加速度的核密度分布热力图如图2所示。

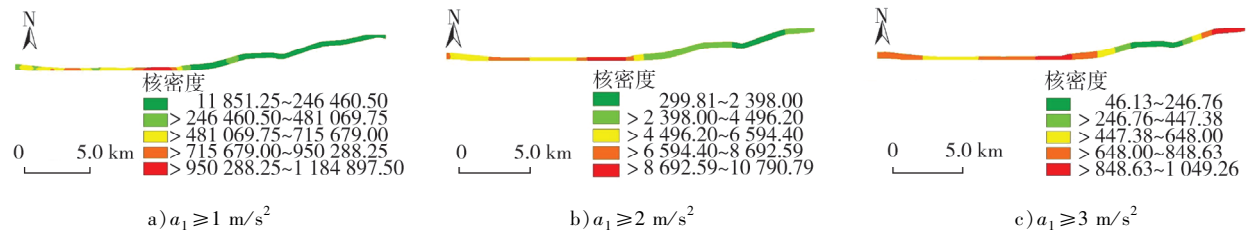


图2 加速度核密度分布热力图

将减速度分别 a_2 按 $a_2 \leq -1 \text{ m/s}^2$ 、 $a_2 \leq -2 \text{ m/s}^2$ 、 $a_2 \leq -3 \text{ m/s}^2$ 进行划分,不同减速度的核密度分布热力图如图3所示。

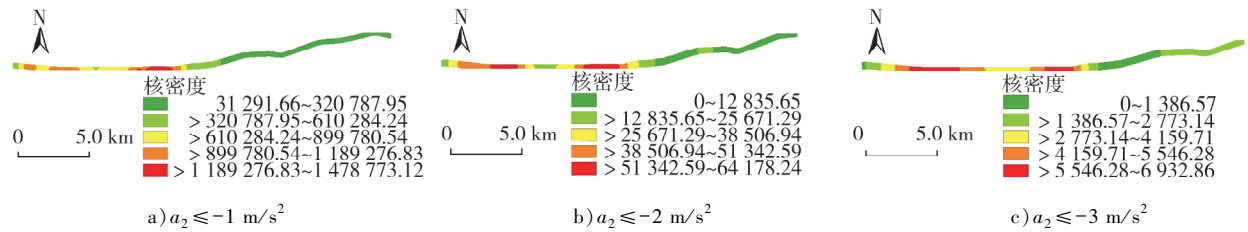


图3 减速度核密度分布热力图

热力图中的红色越深表示在该阈值下的车辆加速或减速行为数越大,绿色越深表示该阈值下的车辆加速或减速行为数越小。由图2、3可知:加速或减速行为数在不同路段的分布不同,说明不同交通条件对驾驶行为存在影响;随加速和减速阈值绝对值的增大,红色区域和绿色区域的对比越明显,交通条件对驾驶行为的影响越明显。

不同路段中车辆加、减速行为数与该路段车流量相关,单纯通过统计车辆加速、减速行为数判断道路条件对驾驶行为的影响不准确。

计算车辆加、减速行为的发生频率,消除路段车流量差异造成的影响。车辆在行驶过程中,加速度越接近0,行驶越稳定,将加速度 $a_1 \geq 1 \text{ m/s}^2$ 的加速行为数与所有加速行为数之比作为加速占比,将减速度 $a_2 \leq -1 \text{ m/s}^2$ 的减速行为数与所有减速行为数之比作为减速占比,分析不同路段类型对加速占比和减速占比的影响,结果如表1所示。

表1 路段类型对加速占比和减速占比的影响

交通条件	路段类型	加速占比	减速占比	交通条件	路段类型	加速占比	减速占比
道路坡度	陡坡	0.019 5	0.044 4	公交车站	直线式	0.036 0	0.066 0
	平坦	0.036 5	0.052 5		港湾式	0.029 0	0.051 0
交叉口	有信号灯	0.058 1	0.058 4	辅道	辅道内	0.021 0	0.065 0
	无信号灯	0.018 1	0.045 6		有辅道	0.029 7	0.048 9
双向车道数	8 车道	0.023 1	0.059 4		无辅道	0.036 7	0.055 8
	10 车道	0.040 0	0.054 1	交通吸引点	医院	0.036 0	0.057 8
人行横道	12 车道	0.048 7	0.031 0		大型商超	0.032 3	0.071 3
	有人行横道	0.059 9	0.038 3		学校	0.036 3	0.068 9
	无人行横道	0.026 1	0.051 3		无交通吸引点	0.029 7	0.047 5

由表 1 可知:1)平坦路段的加速占比和减速占比均高于陡坡路段,原因可能是车辆行驶在陡坡路段时,驾驶员更谨慎,保持车速稳定;车辆行驶在平坦路段时,驾驶员相对更放松,变道超车、变换车速频繁,加速和减速驾驶行为较多。2)信号交叉口路段的加速占比和减速占比均高于无信号交叉口路段,交通信号灯直接控制交通流的运行,车辆行驶至交叉口时需停车、起步,使得加、减速占比较高;信号交叉口路段的加速占比和减速占比区别不大,无信号交叉口路段的减速占比明显高于加速占比,说明驾驶员行驶至无信号交叉口时一般作出预防性减速驾驶行为,以便观察周围环境,决定是否可安全通行或需让行。3)随车道数增多,加速占比增大,减速占比减小,原因可能是随车道增多,道路更宽阔,驾驶员的行车空间更大,可根据不同车道的交通情况调整车道,通常需加速驾驶变换车道。4)直线式公交车站路段的车辆加速占比和减速占比均高于其他路段,对驾驶行为影响最大,原因是直线式公交车站不改变道路原有的断面形式,仅在道路的一侧设置候车亭,公交车停靠时占用现有车道,影响其他车辆通行,将公交车站设计为港湾式或设置于辅道内,有利于降低公交车站对驾驶行为的影响。5)有人行横道路段的车辆加速占比高于无人行横道路段,减速占比低于无人行横道路段,原因可能是驾驶员接近人行横道时较谨慎,会提前适当减速以应对可能出现的变化,减速动作较平稳,减速度相对较小;而离开人行横道时,驾驶员放松警惕,为保证通行效率,车辆快速加速,速度变化幅度较大,加速占比增大。6)无辅道路段的加速占比和减速占比均高于有辅道路段,设置辅道可稍减小车辆加速占比和减速占比,辅道分担部分车流,位于中间车道的车辆车速相对较平稳。7)有交通吸引点的路段加速占比和减速占比均高于无交通吸引点路段,有交通吸引点的路段车流量和人流量相对较大,路况更复杂,驾驶员更易产生加速和减速驾驶行为。

3 驾驶行为与交通条件关联模型

3.1 模型选择

采用多元 Logistic 回归模型分析多个自变量对因变量的影响,简单易用,数据理论成熟,模型解释性好^[19]。将不同的交通条件作为自变量,将加速占比、减速占比作为因变量,研究路段类型对驾驶行为的影响,将影响程度按加、减速占比划分为低、中、高 3 个等级,进行多元 Logistic 回归分析,搭建驾驶行为与交通条件关联模型。

3.2 变量设置

在多元 Logistic 回归模型中将加速占比和减速占比作为被解释变量,剔除影响程度较小的公交车站和辅道 2 种变量类型,选取坡度、交叉口、车道、人行横道、交通吸引点作为解释变量,各变量及对应信息如表 2 所示。

表 2 各变量及对应信息

变量	类型	代码	赋值	变量	类型	代码	赋值
加速占比	$[0,0.020)$	Y_{a1}	1	双向车道数 C	8 车道	C_1	8
	$[0.020,0.060)$	Y_{a2}	2		10 车道	C_2	10
	$[0.060,1.000)$	Y_{a3}	3		12 车道	C_3	12
减速占比	$[0,0.035)$	Y_{d1}	1	人行横道 D	有人行横道	D_1	1
	$[0.035,0.075)$	Y_{d2}	2		无人行横道	D_2	2
	$[0.075,1.000)$	Y_{d3}	3	交通吸引点 E	医院	E_1	1
坡度 A	陡坡	A_1	1		大型商超	E_2	2
	平坦	A_2	2		学校	E_3	3
交叉口 B	有信号灯	B_1	1		无交通吸引点	E_4	4
	无信号灯	B_2	2				

3.3 模型估计结果及分析

将道路按坡度、交叉口、车道、人行横道、交通吸引点 5 种路段类型划分为 125 个路段,剔除数据异常、缺失的路段,共获得 120 个有效路段,数据样例如表 3 所示。

表 3 数据样例

路段序号	变量赋值						
	坡度	交叉口	车道	人行横道	交通吸引点	加速占比	减速占比
1	2	1	8	1	2	2	1
2	2	2	8	1	1	3	2
3	1	2	8	2	2	1	1
4	2	1	10	2	1	1	3
5	2	1	8	1	1	2	3

进行多元 Logistic 回归分析前,需根据分析要求筛选自变量,经似然比检验,自变量中的坡度、交叉口、人行横道等自变量的显著性均小于 0.05,可纳入多元回归分析模型当中,多元 Logistic 回归分析结果如表 4 所示。

表 4 多元 Logistic 回归分析结果

自变量	加速占比拟合回归系数		减速占比拟合回归系数		自变量	加速占比拟合回归系数		减速占比拟合回归系数	
	低	中	低	中		低	中	低	中
截距	1.447	1.099	0.532	1.573	B_2	0 ^b	0 ^b	0 ^b	0 ^b
A_1	19.749	19.637	19.451	19.255	D_1	-19.825	-0.040	1.432	0.168
A_2	0 ^b	0 ^b	0 ^b	0 ^b	D_2	0 ^b	0 ^b	0 ^b	0 ^b
B_1	-1.640	-1.051	-1.577	-1.489					

注:0^b 为无效数据。

基于多元 Logistic 回归分析,得到较低加速占比 Y_{a1} 的拟合回归方程为:

$$\ln Y_{a1} = 1.447 + 19.749A_1 - 1.640B_1 - 19.825D_1, \quad (1)$$

中等加速占比 Y_{a2} 的拟合回归方程为:

$$\ln Y_{a2} = 1.099 + 19.637A_1 - 1.051B_1 - 0.040D_1, \quad (2)$$

较低减速占比 Y_{d1} 的拟合回归方程为:

$$\ln Y_{d1} = 0.532 + 19.451A_1 - 1.577B_1 + 1.432D_1, \quad (3)$$

中等减速占比 Y_{d2} 的拟合回归方程为:

$$\ln Y_{d2} = 1.573 + 19.255A_1 - 1.489B_1 + 0.168D_1. \quad (4)$$

由表 4 和式(1)~(4)可知:陡坡路段的加速占比和减速占比较小,平坦路段的加速占比和减速占比较大;信号交叉口路段的加速占比和减速占比较大,无信号交叉口路段的加速占比和减速占比较小;与人行横道路段相比,有人行横道路段的加速占比较大,减速占比较小。

3.4 模型验证

为验证多元 Logistic 回归模型的适用性,选取 5 km 城市主干路,将其坡度、交叉口、人行横道数据代入模型中进行检验。加速占比拟合回归模型和减速占比拟合回归模型的预测混淆矩阵如图 4 所示。由图 4 可知:加速占比拟合回归模型和减速占比拟合回归模型预测结果准确率分别为 73.91%、78.26%,说明模型适用性良好。

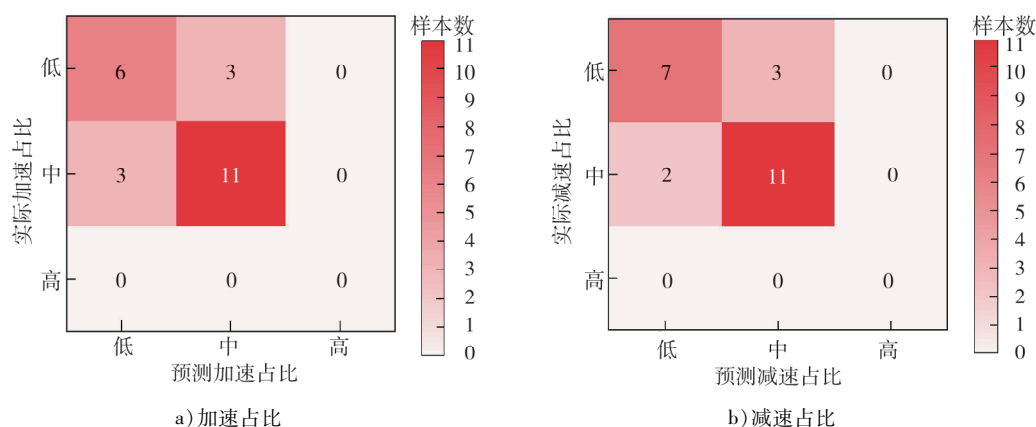


图 4 加速、减速占比拟合回归模型预测混淆矩阵图

4 结论

本文通过车联网 OBD 数据获取车辆的地理位置、速度和行驶时间等信息,导入软件 ArcGIS 进行可视化分析,研究城市主干路交通条件对驾驶行为的影响,基于多元 Logistic 回归分析,建立驾驶行为与交通条件关联模型。

1)道路上整体减速占比大于加速占比,有交叉口路段的加速占比和减速占比差别不大,双向 12 车道路段和有人行横道路段的加速占比大于减速占比,其他类型路段的减速占比均大于加速占比。

2)平坦路段较陡坡路段更易产生加速和减速行为;有交叉口路段较无交叉口路段更易产生加速和减速行为;有人行横道路段的加速占比较无人行横道路段大,减速占比较无人行横道路段小。

3)基于多元 Logistic 回归分析搭建的驾驶行为与交通条件关联模型,通过实例验证模型预测准确率良好。

驾驶行为受驾驶人状态、交通流量、天气因素等多方面因素影响,本文仅研究城市主干路,后续可结合其他影响因素研究不同类型道路的驾驶行为。

参考文献:

- [1] ZHAO N, MEHLER B, REIMER B, et al. An investigation of the relationship between the driving behavior questionnaire and objective measures of highway driving behavior[J]. Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour, 2012,15(6): 676-685.
- [2] TAO D, ZHANG R, QU X D. The role of personality traits and driving experience in self-reported risky driving behaviors and accident risk among Chinese drivers[J]. Accident Analysis & Prevention, 2017,99:228-235.
- [3] 付佳杨. 不良驾驶行为时空分布模式及影响因素分析[D]. 西安:长安大学,2022.
- [4] 宁华晶. 不安全驾驶行为与道路交通事故之间的关系研究[D]. 兰州:兰州交通大学,2023.
- [5] VAN DER HORST R, DE RIDDER S. Influence of roadside infrastructure on driving behavior: driving simulator study[J]. Transportation Research Record, 2007(2018): 36-44.
- [6] MOLAN A M, MOOMEN M, KSAIBATI K. Investigating the effect of geometric dimensions of median traffic barriers on crashes: crash analysis of interstate roads in Wyoming using actual crash datasets[J]. Journal of Safety Research, 2019, 71: 163-171.
- [7] 陈景端. 道路行车环境对交通事故严重程度影响分析[D]. 西安:长安大学,2023.
- [8] 梁陈磊,储江伟,李红. 基于 OBD 数据挖掘的不良驾驶行为关联分析[J]. 现代电子技术,2022,45(21):145-150.
- [9] 蔡晓禹,雷财林,彭博,等. 基于驾驶行为和信息熵的道路交通安全风险预估[J]. 中国公路学报,2020,33(6): 190-201.
- [10] 张梦歌. 驾驶行为数据驱动的城市道路交通安全风险辨识方法研究[D]. 重庆:重庆交通大学,2020.

- [11] GRENGS J, WANG X G, KOSTYNIUK L. Using GPS data to understand driving behavior[J]. Journal of Urban Technology, 2008, 15(2):33-53.
- [12] 张礼宁. 典型天气条件下山地城市道路异常驾驶行为研究[D]. 重庆:重庆交通大学, 2021.
- [13] 张琼月. 山区农村公路长大纵坡路段安全评价及安保对策研究[D]. 重庆:重庆交通大学, 2022.
- [14] 申泽鸿. 道路线型设计对交通安全的影响[J]. 黑龙江交通科技, 2023, 46(6):23-25.
- [15] 卢闻夫. 道路线形对交通安全的影响及评价方法分析[J]. 工程技术研究, 2022, 7(15):200-202.
- [16] DE LA ESCALERA A, ARMINGOL J M, MATA M. Traffic sign recognition and analysis for intelligent vehicles[J]. Image and Vision Computing, 2003, 21(3):247-258.
- [17] BAGLOEE S A, ASADI M. Crash analysis at intersections in the CBD: a survival analysis model[J]. Transportation Research Part A: Policy and Practice, 2016, 94: 558-572.
- [18] WERNEKE J, VOLLRATH M. What does the driver look at? The influence of intersection characteristics on attention allocation and driving behavior[J]. Accident Analysis & Prevention, 2012, 45: 610-619.
- [19] WEI Z Q, QI X D, CHEN Y, et al. Bioinformatics method combined with logistic regression analysis reveal potentially important miRNAs in ischemic stroke[J]. Bioscience Reports, 2020, 40(8): BSR20201154.

Analysis of urban road driving behavior based on vehicle trajectory data

KANG Jiayi, XIAN Huacai^{*}, ZENG Huili

School of Transportation and Logistics Engineering, Shandong Jiaotong University, Jinan 250357, China

Abstract: In order to improve urban road traffic safety, based on vehicle trajectory data, taking a certain section of Jingshi Road in Jinan City as the research object, the road is divided into 120 effective sections, and the influence of traffic conditions such as road slope, intersection, lane, bus stop, pedestrian crossing, auxiliary road, and traffic attraction point on vehicle acceleration and deceleration proportion is studied. The main influencing factors are selected to establish a multivariate logistic regression analysis model of driving behavior and traffic conditions, and a 5 km urban main road is selected as a case to verify the applicability of the model. The results show that flat sections and sections with intersections are more likely to produce acceleration and deceleration behaviors; the acceleration proportion of vehicles on sections with pedestrian crossings is greater than that on sections without pedestrian crossings; the deceleration proportion is smaller than that on sections without pedestrian crossings. The accuracy of the prediction results of the accelerated proportion fitting regression model and the decelerated proportion fitting regression model are 73.91% and 78.26%, respectively, and the model has good applicability.

Keywords: road traffic; driving behavior; vehicle trajectory data; multivariate logistic regression

(责任编辑:赵玉真)