



DOI:10.12404/j.issn.1671-1815.2404002

引用格式:赵继康,李勇杭,任苗,等.无信号斑马线路段行人过街模式预测[J].科学技术与工程,2025,25(12):5200-5208.

Zhao Jikang, Li Yonghang, Ren Miao, et al. Prediction of pedestrian crossing patterns in unsignalized zebra crossing sections[J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(12): 5200-5208.

无信号斑马线路段行人过街模式预测

赵继康,李勇杭,任苗,王一飞,牛津,王畅*

(长安大学汽车学院,西安 710064)

摘要 为提高传统车辆在无信号斑马线路段对行人过街模式的预测准确度,提出一种融合极端梯度提升树(extreme gradient boosting, XGBoost)与多层感知机(multilayer perceptron, MLP)算法的行人过街模式预测模型。首先,基于安装于路侧的摄像机和激光雷达采集无信号斑马线路段行人-车辆交互数据,对行人和车辆行为特性进行分析,进而筛选出影响行人过街模式的因素;其次,探究不同组合作为模型输入时的预测效果;最终,将车辆速度、车辆到斑马线距离、碰撞时间(time to collision, TTC)和行人步速作为模型输入,将行人过街模式分为直接过街和等待过街,并作为模型输出,建立用于行人过街模式预测的XGBoost-MLP模型。该模型对行人过街模式的预测准确率达88.65%,相比单一XGBoost模型和MLP模型,其准确率分别提高了3.85%和2.61%。

关键词 交通安全;行人过街模式预测;人车交互;模型融合;无信号斑马线
中图分类号 U491.226; **文献标志码** A

Prediction of Pedestrian Crossing Patterns in Unsignalized Zebra Crossing Sections

ZHAO Ji-kang, LI Yong-hang, REN Miao, WANG Yi-fei, NIU Jin, WANG Chang*

(School of Automobile, Chang'an University, Xi'an 710064, China)

[Abstract] In order to improve the prediction accuracy of pedestrian crossing patterns by conventional vehicles in unsignalized crosswalk road sections, a pedestrian crossing pattern prediction model integrating extreme gradient boosting (XGBoost) and multilayer perceptron (MLP) algorithms was proposed. First, the pedestrian-vehicle interaction data in the unsignalized crosswalk section were collected based on the cameras and LiDAR installed on the roadside, and the behavioral characteristics of pedestrians and vehicles were analyzed, and then the factors affecting the pedestrian crossing patterns were screened. Next, the predictive effects of different combinations when used as model inputs were explored. Finally, vehicle speed, vehicle-to-zebra crossing distance, time to collision (TTC) and pedestrian step speed were used as model inputs, and pedestrian crossing patterns were categorized into direct crossing and waiting crossing and used as model outputs, and the XGBoost-MLP model for pedestrian crossing pattern prediction was established. The prediction accuracy of this model for pedestrian crossing patterns reaches 88.65%, which compares with the single XGBoost model and the MLP model, and its accuracy is improved by 3.85% and 2.61% compared to the single XGBoost model and MLP model, respectively.

[Keywords] traffic safety; pedestrian crossing pattern predictions; human vehicle interaction; model fusion; unsignalized crosswalk

一直以来,由于无信号斑马线路段缺乏指示信息,导致该路段存在较高的安全隐患,过街行人和车辆容易产生交通冲突^[1]。其主要原因如下:无信号过街通道缺乏指示信息,过街行人容易和车辆产生冲突^[2];传统车辆通过无信号过街通道时的车速较高,驾驶人在发现危险时很难及时采取措施^[3]。随着驾驶辅助系统的发展,传统车辆上搭载的行人

预警系统能够识别行人,并在危险将要发生时对驾驶人进行警告或对车辆进行主动制动,可以有效提高无信号过街通道的安全性。但目前车载行人预警系统对行为过街意图的识别准确性还有待提高,尤其是在交通状况复杂的无信号斑马线路段,车载行人预警系统经常出现误报警的问题,这是因为现有行人意图识别模型的鲁棒性和准确性较低,不能

收稿日期:2024-05-29; 修订日期:2025-02-06

基金项目:陕西省重点研发计划(2023-YBGY-035)

第一作者:赵继康(2000—),男,汉族,山东济南人,硕士研究生。研究方向:交通安全、汽车主动安全。E-mail:zhaojikang@chd.edu.cn。

*通信作者:王畅(1984—),男,汉族,湖南岳阳人,博士,教授。研究方向:智能驾驶技术、车辆主动安全技术、驾驶行为安全性。E-mail:wangchang@chd.edu.cn。

处理复杂行人过街场景^[4]。在这种情况下,如果车载行人预警系统的预警准确性较低,那么驾驶人很有可能产生抵触情绪,从而降低对该系统的满意度。因此,提高行人过街意图预测模型的准确性对传统车辆的发展和缓解人车冲突具有重要意义。

目前,中外关于行人过街模式预测的研究已经取得了一定的成果,现有研究通常使用博弈模型和 Logistic 模型预测行人过街模式。Sun 等^[5]通过对无信控路段的行人和车辆进行特性分析,基于混合策略和博弈论建立了多决策动态博弈模型,验证结果表明,该模型可以有效降低人车冲突。陈鹏等^[6]构建了二元 Logistic 回归决策模型和行人过街微观运动模型,使用实际数据验证模型有效性,结果表明,该模型能更好地预测行人的过街意图。近年来,基于机器学习方法的行人过街模式预测模型得到广泛发展。Ma 等^[7]将人-车交互数据作为随机森林模型输入,使用行为、位置与交互 (behavior, position, and interaction, BPI) 数据集对模型进行训练和验证,结果表明该模型具有良好的泛化能力。刘艳娟^[8]基于隐马尔可夫模型预测行人运动轨迹,据此判断车辆与行人是否会产生过街冲突。褚昭明等^[9]首先采用 *K*-means 算法划分行人过街风险等级,然后建立了基于随机森林算法的行人过街模式预测模型,经验证,该模型整体预测精度较高。

综上所述,现有研究大多采用传统的分类模型或时序模型来预测行人过街模式,各种方法对行人过街模式的预测准确性仍有待提高。随着集成学习方法的发展,模型融合方法为提高模型性能提供了新的思路,目前尚未见将融合模型应用于行人过街模式预测,针对融合模型是否能够准确预测行人过街模式的问题还有待验证。针对上述问题,基于无信号斑马线路段人车交互自然数据,在探究行人过街模式影响因素的基础上,建立融合极端梯度提升树 (extreme gradient boosting, XGBoost) 模型和多层感知机 (multilayer perceptron, MLP) 的 XGBoost-MLP 模型用于行人过街模式预测。该模型能够较为准确地预测行人的过街模式,预测准确性高于用于对比的单一机器学习模型。

1 试验与数据获取

1.1 试验设备与地点

本试验采用激光雷达和高清摄像头获取试验数据,其中激光雷达型号为 LUX4L-4,属于四线激光雷达,用于获取行人步速、行人位置、车辆速度和车辆位置。高清摄像机选取的是小蚁 C2 行车记录仪,主要用于辅助激光雷达记录实时交通环境,观

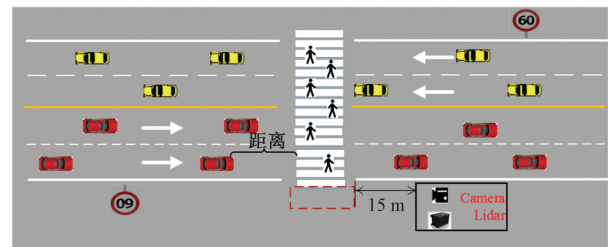
察到达路端的行人是否具有过街意图。激光雷达基本参数设定如表 1 所示。

实验路段选在西安市文艺南路某路段,该路段限速 60 km/h,限速标志设置在距离斑马线 100 m 处,道路为双向四车道,中间有一条双黄实线,没有绿化带和过街缓冲区域。斑马线处无信号灯控制,也没有监控装置,斑马线宽度为 12 m,距离斑马线 30 m 处有行人和学校标志。将试验设备放置路侧人行横道右边约 15 m 的位置,为保证采集到的数据更具有自然性,对试验设备尽可能做一些隐藏处理,防止其对过街行人和车辆产生干扰,试验路段平面图和照片如图 1 所示。为保证数据丰富性,试验时间为天气良好的早晚上下班高峰时间段,总计收集约 13 d 的数据。

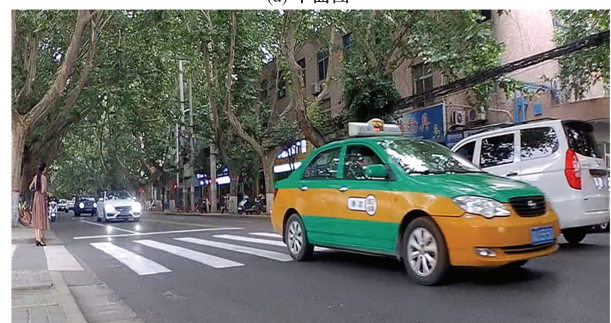
表 1 激光雷达和高清摄像头的基本参数
Table 1 Basic parameters of LIDAR and HD cameras

试验设备	参数	设置
激光雷达	探测范围/m	0.3 ~ 200
	扫描频率/Hz	12.5
	安全等级	1
	探测视角/(°)	110
	垂直视角/(°FOV)	3.2

注:°FOV 是“degrees field of view”的缩写,意思是“度,视场角”。表示激光雷达在垂直方向上能探测的角度。



(a) 平面图



(b) 实地图

图 1 试验路段示意图和实地照片

Fig. 1 Schematic diagram of the test section and field photographs

1.2 数据采集与处理

本试验通过激光雷达采集到的原始数据包括过街行人步速、行人位置、车辆速度和车辆位置,通

过与其搭配的 ILV-Premium 软件显示。根据原始数据和研究目的进而计算出车辆到斑马线的距离和碰撞时间(time to collision, TTC)。其中,碰撞时间为车辆与斑马线之间的时间距离。将行人过街模式分为等待过街和直接过街,在上游方向来车与斑马线距离不小于 100 m 的前提下,行人到达斑马线端部直接通过的为直接过街,行人到达斑马线端部停下观望的为等待过街。通过 dropna 函数去除数据中的缺失值,并采用四分位法去除异常值,经处理,共得到 2 280 组数据,其中行人直接过街数据有 1 137 组,等待过街数据有 1 143 组,两种过街模式数据样本数均衡。

2 行人-车辆交互特性分析

参数组间比较中的计量资料分为参数检验与秩和检验,其中正态分布数据的检验方法为参数检验,非正态分布数据的检验方法为秩和检验。因此,在进行数据差异性检验之前,需要对数据分布进行正态分析。采用 K-S (Kolmogorov-Smirnov) 检验对过街行人步速、车辆速度、车辆到斑马线距离和 TTC 参数进行正态性检验,结果显示各特征参数不满足正态分布。由于直接过街和等待过街是相互独立事件,因此选用曼-惠特尼 U 检验探究上述各参数在两种过街模式下的差异性。经上述初步分析,发现数据具有非线性特性,因此参数与过街模式之间相关性检验方法选用斯皮尔曼检验。在显著性检验过程中,由于本试验条件和数据量有限,为平衡错误判断风险,根据学科惯例将显著性水平选择为 0.05。

2.1 行人步速特性

行人到达路端区域的时间定义为 t_1 , 到达斑马线前的时间定义为 t_2 , 路端区域如图 1 中红色虚线框所示。行人步速是指行人进入路端区域至斑马线前的平均速度,即 $t_1 \sim t_2$ 时间段内的平均速度,时段选取示意图如图 2 所示。仅考虑行人到达路端选择直接过街和等待过街两种情况,不考虑行人在路端等待一段时间再过街的情况。

如图 3 所示,对两组数据进行曼-惠特尼 U 检验,结果表明行人等待过街情况下的步速(均值 Mean = 1.40, 标准差 SD = 0.18)与直接过街情况下的步速(Mean = 1.41, SD = 0.20)之间不存在显著性差异($P > 0.05, Z = -0.580$),其中, P 表示显著性水平, Z 表示检验统计量。行人的正常平均步速为 1.40 m/s,可见,行人等待过街时平均步行速度等于正常步行速度,直接过街时平均步行速度略高于正常步行速度,这是因为在没有信号灯控制

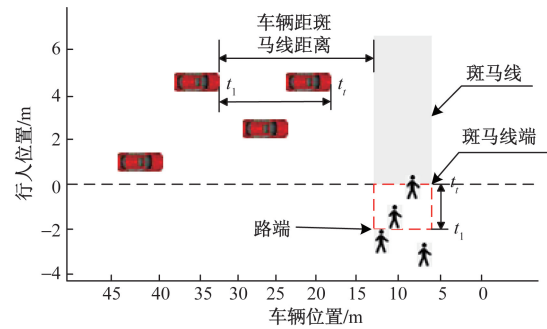


图 2 参数时段选取示意图

Fig. 2 Schematic diagram of parameter time period selection

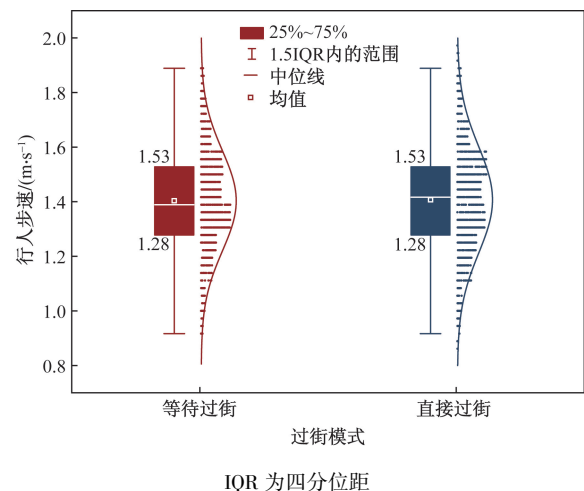


图 3 行人步速与过街模式关系图

Fig. 3 Plot of pedestrian step speed versus crossing pattern

下,行人为了保证自身安全会以较高的步速穿过斑马线。

2.2 车辆速度特性

车辆速度是指车辆往斑马线方向行驶 $t_1 \sim t_2$ 时间内的平均车速。根据《中华人民共和国道路交通安全法》规定,在无信控路段,车辆通过人行横道时应减速行驶,当行人正在通行人行横道时,应停车避让,即“车让人”政策。在道路资源有限且“车让人”政策监管不力的城市无信控路段中,路边行人在通过人行横道前会产生一种博弈心理,判断来车车速与自身步行速度之间是否会产生矛盾,因此,在一定程度上,车辆速度也影响着行人过街模式^[10]。

如图 4 所示,曼-惠特尼 U 检验结果显示行人直接过街情况下的车辆速度(Mean = 19.53, SD = 11.53)比等待过街情况下的车辆速度(Mean = 23.23, SD = 8.43)显著更小($P < 0.05, Z = -7.615$)。对车辆速度与行人过街模式进行相关性分析,发现车辆速度与行人过街模式显著相关($P < 0.05$),斯皮尔曼相关系数为 -0.160,为负相关关系。

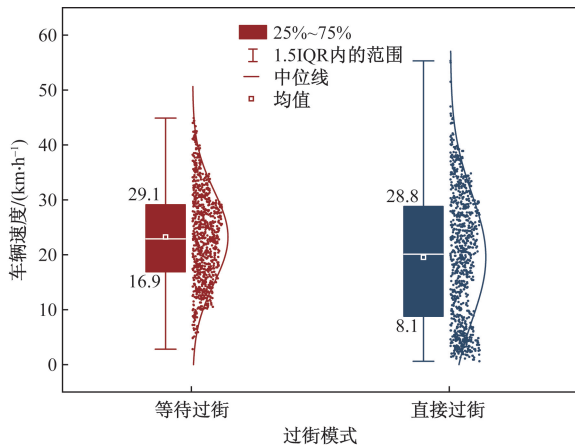


图4 车辆速度与过街模式关系图

Fig. 4 Vehicle speed versus crossing pattern

2.3 车辆到斑马线距离特性

车辆到斑马线距离指 t_1 时刻斑马线端部与车辆之间的距离, 如图 2 所示, 其是影响行人过街模式的主要因素之一^[11]。

如图 5 所示, 等待过街时车辆到斑马线距离主要分布范围为 6 ~ 13 m, 直接过街时主要分布范围为 7 ~ 27 m。对两组数据进行曼-惠特尼 U 检验, 结果表明行人直接过街情况下的车辆到斑马线距离 (Mean = 17.98, SD = 12.12) 比等待过街情况下的车辆到斑马线距离 (Mean = 10.22, SD = 5.49) 显著更大 ($P < 0.05, Z = -14.273$), 这是因为较大的距离更容易满足行人穿越人行横道的安全阈值。对车辆到斑马线距离与行人过街模式进行相关性分析, 发现车辆到斑马线距离与行人过街模式具有显著相关关系 ($P < 0.05$), 斯皮尔曼相关系数为 0.299。

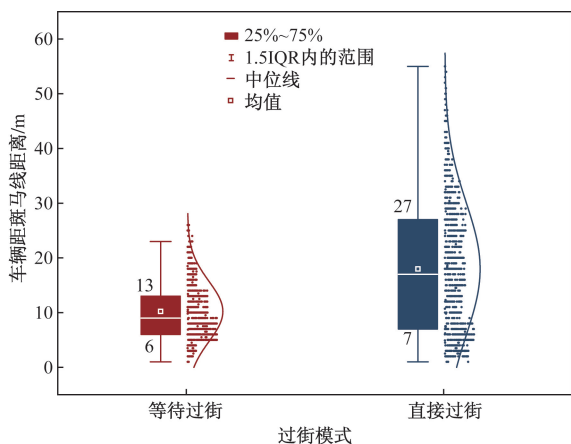


图5 车辆距斑马线距离与过街模式关系图

Fig. 5 Vehicle distance from crosswalk in relation to crossing pattern

2.4 TTC 特性

碰撞时间是指 t_1 时刻车辆与障碍物产生碰撞

的时间间隔, 定义为障碍物与车辆之间的距离乘以相对速度的倒数。若行人判断 TTC 小于其通过人行横道的时间, 认为此时过街是不安全的, 行人会选择等待过街, 反之将选择直接过街。一般情况下, 行人过街行为更愿意接受小于 TTC 的时间间隔而拒绝大于 TTC 的时间间隔^[12]。

如图 6 所示, 等待过街样本中 TTC 的主要分布范围为 2.08 ~ 3.13 s, 直接过街样本中 TTC 的主要分布范围为 2.49 ~ 4.37 s, 说明等待过街样本中有少部分行人过街时比较保守, 直接过街样本中有少部分行人过街时比较激进。曼-惠特尼 U 检验结果显示行人直接过街情况下的 TTC (Mean = 3.54, SD = 1.48) 比等待过街情况下的 TTC (Mean = 1.65, SD = 0.76) 显著更大 ($P < 0.05, Z = -31.810$), 表明随着 TTC 值增大, 行人选择直接通过人行横道的可能性越大。对 TTC 与行人过街模式进行相关性分析, 发现 TTC 与行人过街模式具有显著相关关系 ($P < 0.05$), 斯皮尔曼相关系数为 0.666。

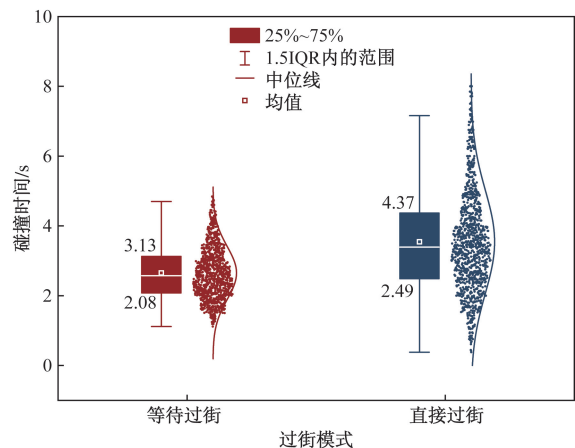


图6 TTC 与过街模式关系图

Fig. 6 Relationship between TTC and crossing patterns

3 行人过街模式预测模型

由第 2 节可知, 行人步速与行人过街模式在统计学意义上无显著相关关系, 车辆到斑马线距离、车辆速度以及 TTC 会对行人过街模式产生显著影响, 但仅凭单一参数并不能很好地区分行人是选择等待过街还是直接过街。因此, 通过建立机器学习模型预测行人的过街模式, 对比了不同参数组合作为模型输入时的模型效果, 从而确定了最佳模型输入参数组合。

3.1 模型介绍

首先介绍 XGBoost 模型, 随后介绍 MLP 模型, 在此基础上, 提出 XGBoost-MLP 融合模型用于行人过街模式预测。神经网络模型具有很强的分类性

能且分类速度快,常被应用于分类问题中^[13],但是其模型解释性不强,XGBoost 模型作为一种集成决策树模型,能够很好地度量各个输入特征的重要性^[14]。因此为了实现更好地对行人过街模式进行预测,参考集成学习的模型融合思想^[15],提出一种融合 XGBoost 与 MLP 的 XGBoost-MLP 模型对行人过街模式进行预测。

3.1.1 极端梯度提升树

极端梯度提升树(extreme gradient boosting, XGBoost)属于集成学习里面的 Boosting 算法,其核心思想是在不断地添加树的同时进行特征分裂以生长树,添加树本质上是学习一个新函数,进而拟合上一步预测真实值与预测值之间的差值,模型结构如图 7 所示。模型计算过程可表示为

$$\hat{y}_i = \sum_{k=1}^K f_k(x_i), f_k \in F \quad (1)$$

式(1)中: \hat{y}_i 为预测值; f_k 为第 k 棵回归树; F 为 k 棵回归树集合; $f_k(x_i)$ 为第 k 棵树对第 i 个样本的计算得分。

XGBoost 模型的目标函数可表示为

$$O_{bj} = \sum_{i=1}^n l(y_i, \hat{y}_i) + \sum_{k=1}^K \Omega(f_k) \quad (2)$$

式(2)中: y_i 为真实值; $l(y_i, \hat{y}_i)$ 为损失函数; Ω 为正则化项。

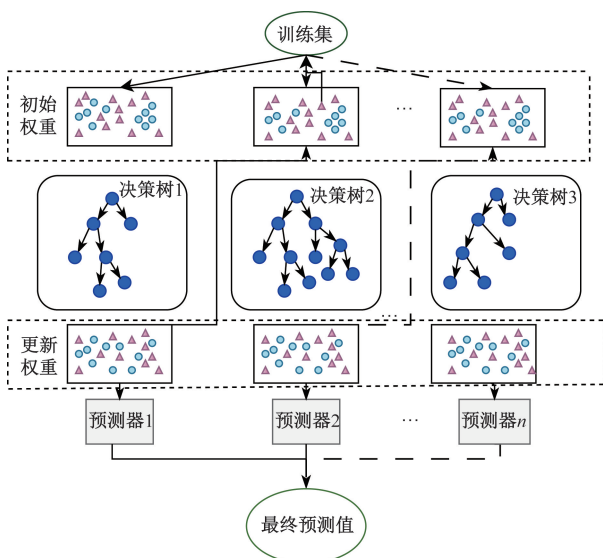


图7 XGBoost 模型结构

Fig. 7 XGBoost model structure

3.1.2 多层感知机模型

多层感知机(multilayer perceptron, MLP)模型具有很强的信息综合能力,能够很好地协调多种输入信息,适合融合多种输入的特征。MLP 的内部神经网络工作层可以分为三类:输入层、隐藏层以及

输出层,第 j 层神经元的输入和输出值之间的对应关系为

$$y_i = f\left(b_j + \sum_{i=1}^n x_i w_{ij}\right) \quad (3)$$

式(3)中: x_i 为输入值; y_i 为输出值; w_{ij} 为连接权重; b_j 为偏置值。

使用 sigmoid 激活函数的 MLP 模型,其关系可表示为

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (4)$$

式(4)中: $\sigma(x)$ 为激活函数。

3.1.3 XGBoost 与 MLP 融合

XGBoost-MLP 模型结构如图 8 所示。XGBoost-MLP 模型可以分为 XGBoost 层和 MLP 层,XGBoost 层的作用是特征转换,XGBoost 模型中有 n 棵决策树,假设输入特征为 x ,则 x 从树的根结点开始历经每一棵决策树分别到达 n 棵树的叶子节点上,然后叶子节点特征通过 One-Hot 编码转换为新的特征向量。新的特征向量进入 MLP 层的输入层,然后特征向量之中的每个元素通过神经元传递,经过隐藏层,最终在输出层输出行人过街模式。

为了克服 MLP 网络的过拟合问题,在 MLP 层的隐藏层中引入 Dropout 方法。Dropout 是一种在机器学习领域常用的正则化技术,其作用表现为以特定概率随机失活部分神经元来降低模型过拟合的可能性,在模型迭代训练过程中,Dropout 鼓励学习更具通用性的数据特征,防止模型对某些神经元产生过分依赖^[16]。此外,与未引入 Dropout 方法的模型相比,引入 Dropout 技术可以减少模型对服务器的资源消耗,在保障预测准确率的前提下极大提高预测效率。由于无信号斑马线路段行人过街存在场景复杂的客观属性,因此,通过引入 Dropout 技术增强模型的鲁棒性和实时性。

3.2 模型训练与参数优化

在对 XGBoost-MLP 模型进行训练之前,按照 80% 和 20% 的比例将数据集随机划分为训练集和测试集,然后通过调整模型参数来训练模型。在 XGBoost-MLP 模型中,有 4 个关键的参数需要考虑,具体如下。

(1)学习率。该参数通过改变模型每个决策树的权重,防止模型出现欠拟合或过拟合。

(2)估计器的数量。模型的迭代过程中包含的决策树的数量。

(3)最大深度。每个单独的决策树的最大深度。

(4)叶子节点最小权重和。分割一个节点所需

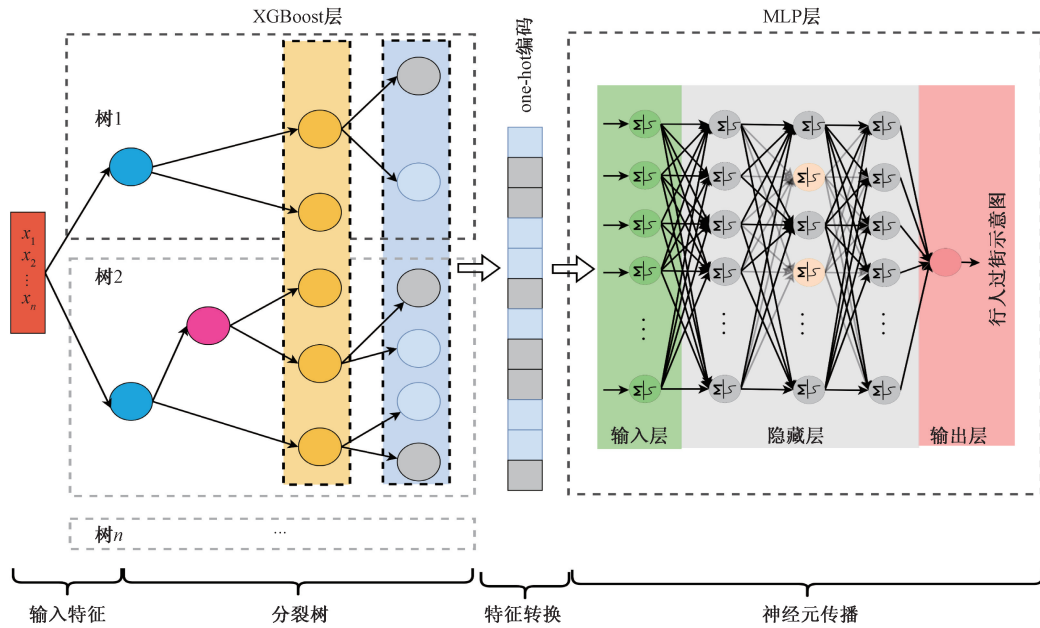


图8 XGBoost 与 MLP 算法融合结构图
Fig. 8 Structure of XGBoost fusion with MLP algorithm

的最小权重之和。

为了确定所有参数值的最佳组合,通过在网格搜索方法中引入 5 折交叉验证,评估每个候选模型的性能。如图 9 所示,在 5 折交叉验证中,训练数据集被分为 5 个大小相等的子集。其中一个子集用于验证模型,其余 4 个子集被用于训练模型。在重复了 5 次训练和验证之后,比较具有不同参数组合的候选模型在验证集上的平均性能,最终保留性能最好的候选模型。具有最佳验证集性能的模型参数设置如表 2 所示。

3.3 确定输入参数

使用 XGBoost-MLP 模型进行不同输入参数下结果对比,其中二参数指的是车辆速度和车辆到斑马线距离;三参数指的是车辆速度、车辆到斑马线距离和 TTC;四参数指的是车辆速度、车辆到斑马线距离、TTC 和行人步速。图 10 为 XGBoost-MLP 模型在 3 种输入下的 ROC 曲线,四参数输入时 AUC 值为 0.953,比三参数输入和二参数输入分别提高了 1.4% 和 4.7%。这说明虽然在统计学上行人步速与行人选择直接过街还是等待过街没有显著相关性,但实际还是会对行人的过街模式产生轻微影响;虽然 TTC 与车辆速度和车辆到斑马线距离具有相关性,但将其作为模型输入依然会增加模型预测准确度。结果表明,当将车辆速度、车辆到斑马线距离、TTC 和行人步速都作为模型输入时,模型预测效果最好,故选择四参数组合作为模型输入。

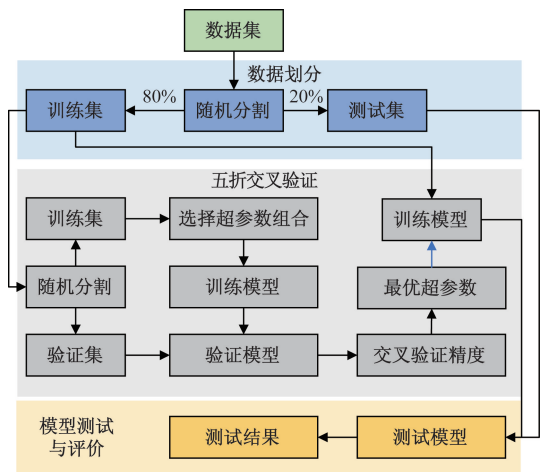


图9 模型训练与超参数优化结构图
Fig. 9 Structure of model training and hyperparameter optimization

表 2 XGBoost-MLP 模型超参数设定
Table 2 XGBoost-MLP model hyperparameter settings

模型	超参数	搜索范围	最佳值
XGBoost-MLP	“max_depth”	[3, 10]	5
	“n_estimators”	[30, 100]	51
	“learning_rate”	[0.01, 0.5]	0.1
	“min_child_weight”	[1, 10]	4
	“Activation”	[sigmoid, tanh, Logistic]	sigmoid
	“Solver”	[SGD, Adam]	SGD

3.4 模型结果评价

首先介绍模型评价指标,进而开展消融试验和对比试验,验证所提 XGBoost-MLP 模型融合的有效性及其

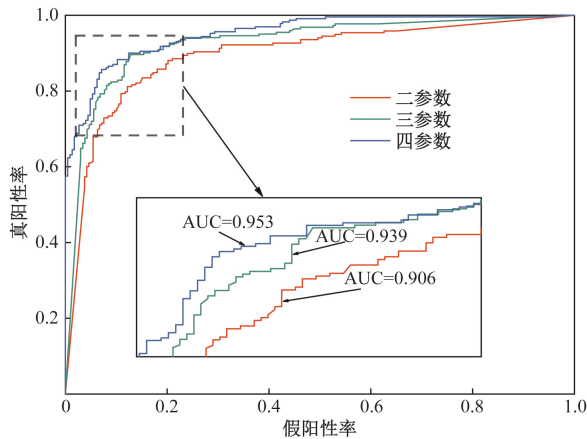


图 10 XGBoost-MLP 模型在不同参数组合输入下的 ROC 曲线

Fig. 10 ROC curves of XGBoost-MLP model with different parameter combination inputs

该模型在行人过街模式预测方面的性能优越性。

3.4.1 模型评价指标

分类模型一般通过精确率 (Precision)、准确率 (Accuracy)、召回率 (Recall)、F1 分数和混淆矩阵进行评价。将行人过街分为直接过街和等待过街两类,在初始数据集中将等待过街编码为 0,直接过街编码为 1。从混淆矩阵中可以看出被正确分类和被错误分类的样本数量,其中正确分类包括直接过街样本被预测为直接过街,即真阳性(true positive, TP),和等待过街样本被预测等待过街,即真阴性(true negative, TN);错误分类包括直接过街样本被预测为等待过街,即假阴性(false negative, FN),和等待过街样本被预测为直接过街,即假阳性(false positive, FP)。混淆矩阵由以上 4 个概念组成,如表 3 所示。

表 3 混淆矩阵

Table 3 Confusion matrix

混淆矩阵		预测值	
		直接过街	等待过街
真实值	直接过街	真阳性 (TP)	假阴性 (FN)
	等待过街	假阳性 (FP)	真阴性 (TN)

3.4.2 模型结果分析

通过将所提出的 XGBoost-MLP 融合模型与 XGBoost 和 MLP 单一模型进行对比,以开展消融试验,从而验证将 XGBoost 和 MLP 模型融合的有效性;通过与针对分类问题中分类效果较好的梯度提升决策树 (gradient boosting decision tree, GBDT)、随机森林 (random forest, RF)、支持向量机 (support vector machine, SVM) 模型进行对比,验证 XGBoost-MLP 模型的优越性。在模型评估中,使用混淆矩阵和精确率、准确率、F1 分数、召回率,以及 ROC 曲线进行

综合分析。行人过街模式各模型的评价指标结果如表 4 所示。

表 4 各模型评价指标

Table 4 Evaluation indicators for each model

模型	精确率/%	准确率/%	召回率/%	F1 分数/%
XGBoost-MLP	88.60	88.65	88.62	88.60
XGBoost	84.65	84.80	84.50	84.57
MLP	85.96	86.04	85.93	85.95
GBDT	84.65	84.75	84.45	84.54
RF	82.68	82.69	82.68	82.67

从表 4 中可以看出, XGBoost-MLP 模型的精确率、准确率、召回率和 F1 分数最高,分别达到 88.60%、88.65%、88.62% 和 88.60%。MLP 模型的性能次之,4 个指标分别为 85.96%、86.04%、85.93% 和 85.95%,这可能是由于等待过街和直接过街样本分布比较均匀,所以 MLP 模型预测性能良好。通过比较,发现所提出的 XGBoost-MLP 融合模型能够更精确地预测行人过街模式,6 个机器学习模型的性能从好到差排序依次为 XGBoost-MLP、MLP、XGBoost、GBDT、RF 以及 SVM。

通过混淆矩阵可以得到在测试集中被预测错误的样本数以及被错误预测的类别,各模型的混淆矩阵如图 11 所示。从图 11(a)中可以看出, XGBoost-MLP 融合模型的测试集中正确分类的有 404 组数据,包括 204 个直接过街样本,200 个等待过街样本;错误分类的有 52 组样本,其中直接过街被错误预测为等待过街的样本有 21 个,等待过街被错误预测为直接过街的样本有 31 个。相比于 XGBoost 和 MLP 单一模型, XGBoost-MLP 错误分类的数量分别减少了 18 和 11,说明该融合模型具有更好的有效性;相比于 GBDT、RF 和 SVM 模型, XGBoost-MLP 错误分类的数量分别减少了 18、27 和 34,说明该融合模型分类效果最好。由此可以判断, XGBoost-MLP 模型在判断行人过街模式时具有良好的性能。

从图 12 可以看出, XGBoost-MLP 模型的预测性能最好,其 AUC 达到 0.953,相比 MLP、XGBoost 模型其 AUC 分别提高了 2.14%、3.14%,这说明将 XGBoost 模型与 MLP 模型融合是有效的;相比 GBDT、RF 和 SVM 单一机器学习模型,其 AUC 分别提高了 3.47%、4.38% 和 7.68%,这说明所建立的 XGBoost-MLP 模型在行人过街模式预测方面的性能是优越的。

3.5 模型实用性分析

所建 XGBoost-MLP 融合模型结合 XGBoost 擅长处理文本数据、提取复杂特征关系和 MLP 可深度挖掘各特征向量间非线性特征关系的优点,相比于单一模型可以更精准地捕捉行人过街模式规律。模

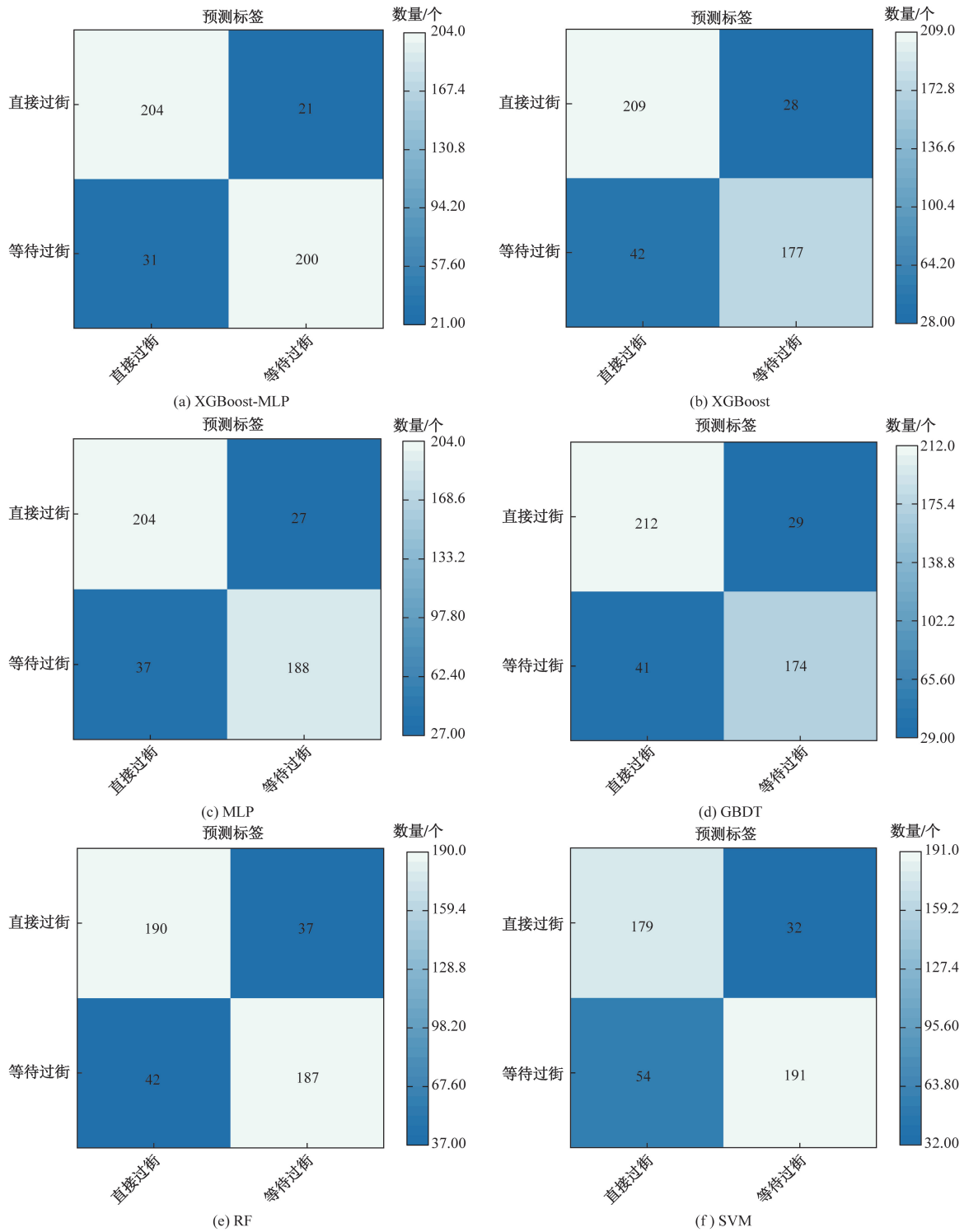


图 11 各模型混淆矩阵图

Fig. 11 Confusion matrix for each model

型良好的可解释性有利于进一步分析影响行人过街模式各因素之间的重要级程度,可为交通规划管理部门制定智能化措施和政策提供理论指导。此外,融合模型可以根据具体的交通场景,灵活调整参数平衡模型的预测准确性与实时性,通过不断改进优化模型,适应复杂多变的行人过街行为模式,

这对于改善传统车辆运行安全与提高城市道路通行效率具有重要意义。

4 结论

通过采集行人-车辆交互真实数据,分析了影响行人过街模式的主要因素,建立了 XGBoost-MLP 融

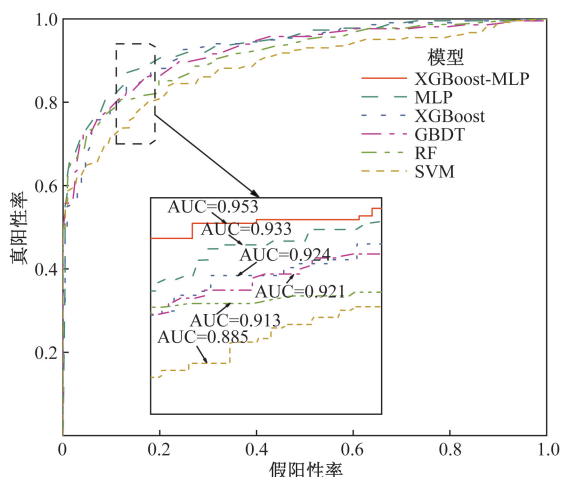


图 12 预测模型的 ROC 曲线

Fig. 12 ROC curve for predictive modeling

合模型,并将车辆到斑马线距离、行人步速、车辆速度和 TTC 作为融合模型输入,然后对模型进行参数优化和交叉验证训练。得出如下主要结论。

(1)通过统计分析发现,行人过街模式与车辆到斑马线距离、车辆速度和 TTC 在双尾标准下呈显著相关关系,其中车辆速度与行人过街模式呈显著负相关关系,即车辆速度越大,行人选择直接过街的概率越小,反之行人选择直接过街的概率越大。

(2)将 XGBoost-MLP 模型同 XGBoost、MLP、GBDT、RF 和 SVM 模型进行对比,对比分析结果显示,XGBoost-MLP 模型的分类性能最好,分类准确率为 88.65%,高于其他对比机器学习模型,表明 XGBoost-MLP 能够较为准确的预测行人过街模式。

(3)所提 XGBoost-MLP 模型在行人过街模式预测方面具有更加优越的效果,因此,研究成果有助于提高传统车辆行人过街模式预测模型的准确性和鲁棒性,具有较高的实际应用价值。

参 考 文 献

[1] Rasouli A, Tsotsos J K. Autonomous vehicles that interact with pedestrians: a survey of theory and practice[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2019, 21(3): 900-918.

[2] 李施维, 成卫, 李冰, 等. 考虑车队离散的路段行人过街感应式信号控制方法[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(22): 9686-9693.

Li Shiwei, Cheng Wei, Li Bing, et al. Inductive signal control method of pedestrian crossing in the road sections considering platoon dispersion[J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(22): 9686-9693.

[3] 杨彪, 韦智文, 倪蓉蓉, 等. 基于动作条件交互的高效行人过街意图预测[J]. 汽车工程, 2024, 46(1): 29-38.

Yang Biao, Wei Zhiwen, Ni Rongrong, et al. Efficient pedestrian crossing intention anticipation based on action-conditioned interaction[J]. Automotive Engineering, 2024, 46(1): 29-38.

[4] 朱天明. 基于车载摄像头的行人检测预警系统的设计与实现

[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2019.

Zhu Tianming. Design and implementation of pedestrian detection and early warning system based on mounted camera[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2019.

- [5] Sun X, Lin K, Wang Y, et al. A study on pedestrian-vehicle conflict at unsignalized crosswalks based on game theory[J]. Sustainability, 2022, 14(13): 7652.
- [6] 陈鹏, 唐鹏, 闫伟曦, 等. 无信控路段人行横道处行人过街建模与仿真[J]. 交通运输系统工程与信息, 2022, 22(4): 79-88, 95.
- Chen Peng, Tang Peng, Yan Weixi, et al. Modeling and simulation of pedestrian crossing behavior at uncontrolled mid-block crosswalk[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2022, 22(4): 79-88, 95.
- [7] Ma J, Rong W H. Pedestrian crossing intention prediction method based on multi-feature fusion[J]. World Electric Vehicle Journal, 2022, 13(8): 158-168.
- [8] 刘艳娟. 基于隐马尔可夫模型的车载行人预警策略研究[D]. 西安: 长安大学, 2021.
- Liu Yanjuan. Study on on-board pedestrian warning strategy based on hidden Markov model[D]. Xi'an: Chang'an University, 2021.
- [9] 褚昭明, 陈瑞祥, 刘金广. 城市道路无信号控制路段行人过街风险分级预警模型[J]. 交通信息与安全, 2023, 41(1): 53-61.
- Chu Zhaoming, Chen Ruixiang, Liu Jinguang. A model of risk classification and forewarning for pedestrian crossing behavior at unsignalized urban roadways[J]. Journal of Transport Information and Safety, 2023, 41(1): 53-61.
- [10] 袁泉, 晏楠飞, 郝威. 基于心理安全距离的行人风险评价及预警算法研究[J]. 中国公路学报, 2022, 35(1): 109-118.
- Yuan Quan, Yan Nanfei, Hao Wei. Pedestrian risk assessment and early warning algorithm based on psychological safety distance[J]. China Journal of Highway and Transport, 2022, 35(1): 109-118.
- [11] Prédhumeau M, Spalanzani A, Dugdale J. Pedestrian behavior in shared spaces with autonomous vehicles: an integrated framework and review[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2021, 8(1): 438-457.
- [12] 王辉, 秦华, 冉令华, 等. 无交通信号路口行人过街的人车交互过程研究[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(28): 12275-12281.
- Wang Hui, Qin Hua, Ran Linghua, et al. Human vehicle interaction process of pedestrian crossing at no traffic signal intersection[J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(28): 12275-12281.
- [13] 密俊霞, 于会龙, 席军强. 基于 MLP-SVM 的驾驶员换道行为预测[J]. 兵工学报, 2023, 43(12): 3020.
- Mi Junxia, Yu Huilong, Xi Junqiang. Prediction of driver's lane changing behavior based on MLP-SVM[J]. Acta Armamentarii, 2023, 43(12): 3020.
- [14] Samat A, Li E, Wang W, et al. Meta-XGBoost for hyperspectral image classification using extended MSER-guided morphological profiles[J]. Remote Sensing, 2020, 12(12): 1973.
- [15] Guo Fangce, Polak J W, Krishnan R. Predictor fusion for short-term traffic forecasting[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2018, 92: 90-100.
- [16] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks[C]//NIPS. San Francisco, C. A.: Curran Associates Inc. 2012; DOI: 10.1145/3065386.