

中文引用格式:孔佳鑫,向红艳,杨哲,等. 基于 YOLO11-DeepSort 算法的城市轨道交通站内客流状态预警模型[J]. 中国安全科学学报, 2025, 35(9): 228-235.

英文引用格式:KONG Jiaxin, XIANG Hongyan, YANG Zhe, et al. An early warning model for passenger flow status in urban rail transit stations based on YOLO11-DeepSort algorithm[J]. China Safety Science Journal, 2025, 35(9): 228-235.

基于 YOLO11-DeepSort 算法的城市 轨道交通站内客流状态预警模型*

孔佳鑫¹, 向红艳^{**1}教授, 杨哲¹, 范文博²副教授

(1 重庆交通大学 交通运输学院, 重庆 400074;

2 西南交通大学 交通运输与物流学院, 四川 成都 610031)

中图分类号:X951;U298

文献标志码:A

DOI: 10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2025.09.0600

基金项目:国家自然科学基金资助(51608455)。

【摘要】 为提高城市轨道交通车站内的安全管理,提出一种基于 YOLO11-DeepSort 算法的城市轨道交通站内客流检测及预警模型。首先,建立行人头部数据集,并输入 YOLO11 训练模型参数,提取客流密度;其次,结合 DeepSort 动态跟踪乘客步行路径,提取客流量、步行速度;然后,针对换乘通道、楼梯、站台等局部瓶颈的客流状态参数提取结果,运用模糊 C 均值聚类(FCM)算法将客流状态划分为 6 小类,并根据客流状态对应的危险等级分为 4 个预警等级;最后,以重庆轨道交通观音桥站为例,用前 4 天真实场景视频进行参数识别分析,训练 FCM 算法后得到聚类中心与阈值。运用训练后的算法对第 5 天的视频进行分类,并比较全天、高峰、平峰时段的分类结果。结果表明:站台是全天客流拥挤时间最长、风险最大的区域,站台高峰时段拥挤时长占比 70%,一级预警时长占比 15%;其次是楼梯,高峰拥挤时长占比 46%,一级预警时长占比 10%;最后是通道,高峰时段拥挤时长占比 41%,一级预警时长占比 5%。

【关键词】 YOLO11; DeepSort; 城市轨道交通; 客流状态; 模糊 C 均值聚类(FCM)算法; 预警

An early warning model for passenger flow status in urban rail transit
stations based on YOLO11-DeepSort algorithm

KONG Jiaxin¹, XIANG Hongyan¹, YANG Zhe¹, FAN Wenbo²

(1 School of Traffic & Transportation, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China;

2 School of Transportation & Logistics, Southwest Jiaotong University, Chengdu Sichuan 610031, China)

Abstract: In order to enhance safety management within urban rail transit stations, a passenger flow detection and early warning model based on the YOLO11-DeepSort algorithm was proposed. First, a pedestrian head dataset was established and put into YOLO11 to train model parameters for extracting passenger flow density. Then, DeepSort was used for dynamic tracking of passengers' walking paths to extract parameters of passenger flow and walking speed. According to the parameters of passenger flow

* 文章编号:1003-3033(2025)09-0228-08; 收稿日期:2025-03-24; 修稿日期:2025-06-08

** 通信作者:向红艳(1980—),女,湖北恩施人,博士,教授,主要从事交通运输系统安全工程等方面的研究。E-mail: xiang.h.y@qq.com。

status at station bottlenecks such as transfer passageways, stairs and platforms, FCM algorithm was used to divide the passenger flow status into 6 subcategories, and 4 early warning levels were divided corresponding to the passenger flow status. Finally, taking Guanyinqiao Station of Chongqing Rail Transit as an example, the first 4 days of real-scene station videos were used to identify passenger flow and extract parameters, and the FCM model was trained based on those parameters to get clustering centers and thresholds. By using the model after training, the 5th day's real-scene video was classified, and the classification results of full-day, peak and off-peak periods were compared. The results show that the platforms in the station have the longest congestion time and the greatest risk, with the peak-hour congestion duration accounting for 70% and the Level 1 early warning duration accounting for 15%. Stairs in the station have the second longest congestion time and risk, with the peak-hour congestion duration accounting for 46% and the Level 1 early warning duration accounting for 10%. Passageways in the station have shorter congestion time and lower risk, with the peak-hour congestion duration accounting for 41% and the Level 1 early warning duration accounting for 5%.

Keywords: YOLO11; DeepSort; urban rail transit; passenger flow status; fuzzy c-means (FCM) algorithm; early warning

0 引言

随着城市轨道交通运营里程逐年增长,网络结构日益完善,居民出行量不断增长。在节假日、高峰期等特殊时段,轨道交通容易出现大客流,伴随乘客聚集、流线冲突、空间拥挤等现象,影响运营安全。如何快速准确地监测、识别客流异常状态并预警,是研判未来发展趋势的基础,同时也是制定应急预案、优化客运组织的重要依据。

城市轨道交通站内客流状态与进出站总客流量、站内设施布局、通行能力等因素有关,通常用拥挤指数、排队长度、服务水平来描述。拥挤指数是从宏观上描述车站总体的客流强度,韩阔^[1]以车站到发客流量统计数据为依据,结合车站设施面积、空间大小计算客流拥挤指数。吴楠^[2]从乘客感知角度出发,以问卷调查数据为基础,量化乘客对不同拥挤程度的感知差异,并计算客流拥挤指数。排队长度是从微观上刻画车站设施设备的通行能力,雷斌等^[3]将排队长度、区域客流密度、客流量作为城市轨道交通车站设施设备处的客流预警指标,并结合人工神经网络构建应急预案感知系统。曹凯等^[4]将设施最大排队长度、乘客步行速度、高峰饱和度作为评价指标,评价了安检运行状态。服务水平分级是一种综合性的评价指标,曹志威等^[5]以客流量、密度和人均占用空间为指标,利用高斯混合模型对通道服务水平进行分级。张延珍等^[6]分析了设施设备服务水平影响因素,从便捷性、安全性、舒适性3方面建立城市轨道交通车站设施设备服务水平评价体

系。上述方法对车站整体拥挤程度的论证是客观的,但是对不同位置拥挤客流的差异性考虑不足,难以支撑更加精细化的疏散策略。事实上,站内客流的分布具有周期性和不平衡性特征,特别是通道、楼梯、站台的客流特征明显不同,传统方法的可操作和准确性有限。

近年来,基于 YOLO^[7]、DTEA^[8]、RetinaNet^[9]等模型的图像检测和机器学习方法逐步成熟。其中, YOLO 系列模型在人脸识别^[10-11]、火灾检测^[12-13]、烟雾检测^[14-15]等方面精度较高,工程应用广泛。因此,笔者拟运用 YOLO11-DeepSort 组合算法提取城市轨道交通车站拥挤区域的实时客流量、步行速度、客流密度等参数,用模糊 C 均值聚类 (Fuzzy-C Means, FCM) 算法划分与识别客流状态,并根据划分结果进行预警。以期提升轨道交通站的运营安全水平,为有效预防轨道交通事故提供参考。

1 YOLO11-DeepSort 下图像检测及跟踪方法

1.1 YOLO11 于 DeepSort 算法原理

1) YOLO11 算法。YOLO 是一种基于深度学习的目标检测算法,它能够高效、准确地识别图像和视频,为客流分析提供可靠的数据支持。YOLO 系列算法从 YOLOv1 开始,不断更新网络架构、检测精度、推理速度及训练策略。

文中采用 YOLO11 检测城市轨道交通车站乘客, YOLO11 可快速、准确地检测视频帧中的乘客,

其结构由输入层、骨干网络、颈部网络和头部网络4部分构成。输入层主要预处理图像信息,包括调整图像尺寸、归一化等;骨干网络主要提取图像中检测目标的特征信息,包括卷积模块、多尺度特征融合模块和注意力机制增强模块;颈部网络主要融合目标特征,调整特征图的通道数、尺寸等;头部网络主要预测目标类别、置信度与位置回归信息。

2) DeepSort 算法。DeepSort 是一种基于深度学习的多目标跟踪算法,在 Sort 算法的基础上引入外观特征提取模块和匹配策略,显著提升跟踪的稳定

性和准确性,广泛应用于车辆跟踪^[16]、行人跟踪^[17]等领域。DeepSort 采用级联匹配和预测框与真实框重叠匹配(Intersection Over Union, IOU),通过计算卡尔曼滤波预测的轨迹与当前帧检测结果之间的马氏距离和余弦距离,并利用匈牙利算法进行最优匹配。这使得算法在目标跟踪过程中能够精确处理遮挡问题,并有效区分外观相似的目标,提升模型的跟踪性能,减少目标 ID 的切换,其跟踪效果主要取决于检测器的检测结果。

以 YOLO11-DeepSort 为基础框架,检测跟踪城市轨道交通乘客,流程如图 1 所示。

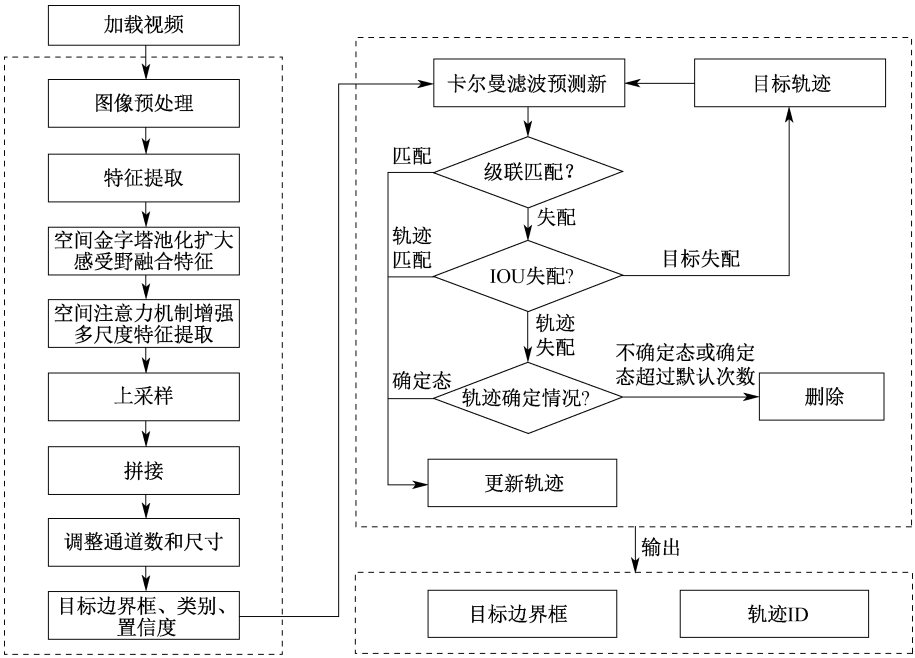


图 1 YOLO11-DeepSort 检测跟踪流程

Fig. 1 YOLO11-DeepSort detection and tracking workflow

1.2 建立数据集

由于轨道交通车站内部空间有限,乘客进出站期间客流具有时间一致性、空间聚集性、方向趋同性等复杂特征,乘客短时聚集状态下存在面部相互遮挡、身体前后重叠等现象,难以捕捉乘客的脸部特征和全身影像。笔者提出运用乘客头部图像,基于头部形状、大小、间距等典型特征,采用 YOLO11-DeepSort 组合算法检测不同位置的客流状态参数。相较于传统的全身图像检测,头部数据在拥挤状态下具有更好的可操作性和更高的准确性,即使在乘客部分身体被其他乘客或行李遮挡的情况下,头部的可见度、检测率仍然是最高的。

提取通道、楼梯、站台的 1 000 张客流实景图

片,其中,训练集 800 张,验证集 200 张。使用 Lableme 标注乘客头部图像,用于 YOLO11 模型的训练与验证,现场实景如图 2 所示。



图 2 现场实景

Fig. 2 On site real scene

1.3 模型训练及结果

常用的模型训练评价指标包括精确度 P 、召回率 R 及 F_1 分数。具体结果见表 1。

表 1 YOLO11 训练结果

Table 1 YOLO11 training results

评价指标	$P/\%$	$R/\%$	F_1
训练结果	93	82	0.87

由表 1 可知: P 说明在所有被判定为乘客的样本中, 93% 是真正的乘客; R 说明在所有真实乘客中, 可正确识别出 82%。 F_1 为 P 和 R 的调和平均数, 其值越高, 模型精度越高。由以上指标可以看出, 该模型实时检测效果好, 检测精度高。

2 城市轨道交通车站客流状态预警模型

2.1 客流状态参数计算

根据 YOLO11-DeepSort 检测算法, 获取城市轨道交通车站客流量、步行速度、客流密度等参数。

1) 客流量。采用虚拟线圈法, 在视频中设置一个或多个检测线, 对经过检测区域的乘客头部图像进行识别和计数。检测线通常与检测画面垂直, 并设置在乘客主要经过区域附近。虚拟线圈法通过检测乘客经过设定区域时引起的图像灰度变化来实现客流统计。当乘客通过检测区域时, 背景像素值为 1, 虚拟检测线圈像素值为 0。若检测线圈的像素序列从连续的“0”变为“1”, 则判定为乘客经过, 相应类别计数器递增 1。

2) 步行速度。乘客的运动被视为以中心点为质心的步行运动。通过检测固定帧间隔内质心的像素位移, 并利用比例系数将其转换为实际距离, 从而计算乘客的步行速度。计算公式如下:

$$v = \frac{s}{\Delta t} = \frac{\lambda \times \sqrt{(x_{n+i} - x_n)^2 + (y_{n+i} - y_n)^2} \times f}{i}$$

(1)

式中: v 为乘客步行速度, m/s ; s 为对应时间 Δt 内乘客步行的路程, m ; Δt 为时间间隔, s ; x_n 、 y_n 为第 n 帧时乘客中心点的坐标; x_{n+i} 、 y_{n+i} 为第 $n + i$ 帧时乘客中心点的坐标; λ 为实际距离与像素距离的比例; i 为设定的固定帧; f 为帧率, 帧/s 。

3) 客流密度。根据每帧检测区域的乘客总数与检测区域有效面积之比计算该时刻客流密度。计

算公式如下:

$$K = \frac{N}{S}$$

(2)

式中: K 为区域客流密度, $\text{人}/\text{m}^2$; N 为某帧所对应的时间下检测区域乘客总数, 人 ; S 为检测区域有效面积, m^2 。

2.2 基于 FCM 的客流状态预警模型

城市轨道交通车站的客流状态分为拥挤、畅通 2 种状态。为进一步提高车站精细化管理水平, 运用 FCM 进一步划分客流状态, 有利于制定不同等级下的安全管理方案。

FCM 是使用隶属度来表示每个数据之间的关系, 从而确定每个数据点属于的聚类簇的聚类方法。设 x_i 为第 i 个样本值, 含 n 个样本的数据集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 将 n 个样本划分为 c 个类别, y_j 为第 j 个聚类中心的值, $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_c\}$ 表示聚类中心集合, μ_{ij} 为第 i 个样本隶属于第 j 个聚类中心的隶属度, U 表示隶属度矩阵。算法的目标函数及约束条件如下:

$$J(U, Y) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c \mu_{ij}^m d_{ij}^2$$

(3)

$$\sum_{j=1}^c \mu_{ij} = 1, \mu_{ij} \in [0, 1]$$

(4)

式中: m 为模糊系数; d_{ij} 为样本点 x_i 与聚类中心 y_j 的直线距离。为使目标函数最小, 使用拉格朗日函数求解目标函数得到隶属度矩阵 U 和聚类中心 y_j 。

$$\mu_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{d_{ij}}{d_{ik}} \right)^{\frac{2}{m-1}}}$$

(5)

$$U = \begin{pmatrix} \mu_{11} & \mu_{12} & \cdots & \mu_{1c} \\ \mu_{21} & \mu_{22} & \cdots & \mu_{2c} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \mu_{n1} & \mu_{n2} & \cdots & \mu_{nc} \end{pmatrix}$$

(6)

$$y_j = \frac{\sum_{i=1}^n \mu_{ij}^m x_i}{\sum_{i=1}^n \mu_{ij}^m}$$

(7)

根据聚类后所得的聚类中心, 采用中点法确定不同等级客流状态的阈值范围, 计算公式如下:

$$Y_{j, \min} = \frac{y_{j-1} + y_j}{2}$$

(8)

$$Y_{j, \max} = \frac{y_j + y_{j+1}}{2}$$

(9)

式中: $Y_{j,\min}$ 为第 j 等级客流状态的阈值下限; $Y_{j,\max}$ 为第 j 等级客流状态的阈值上限。

2.3 预警状态等级划分具体步骤

- 步骤 1: 输入客流量、步行速度、客流密度样本数据。
- 步骤 2: 设置聚类类别数目 c , 模糊系数 m , 允许误差阈值, 最大迭代次数 T , 迭代次数 t , 从样本中随机选取 c 个样本作为初始聚类中心。
- 步骤 3: 计算或更新样本隶属度矩阵 U , 并基于该矩阵重新计算聚类中心。
- 步骤 4: 若目标函数的 2 次迭代差值小于 ε , 或当前迭代次数 $t = T$, 终止算法, 否则继续迭代。
- 步骤 5: 根据式 (5) 所描述的距离法计算参数隶属度, 选择隶属度最大的类别对客流状态进行归类。
- 步骤 6: 根据客流状态分类结果划分预警等级。

3 客流状态预警模型实例分析

3.1 数据来源

重庆轨道交通观音桥站位于重庆市江北区商圈内, 该站为城市轨道交通 3 号线与 9 号线的换乘站。目前工作日平均客流量约 25 万人次/d。车站共设 8 个出入口、7 处安检设备、共 73 个闸机。

连续采集 5 天观音桥车站内行人视频数据, 前 4 天的数据用于训练客流状态划分模型, 后 1 天的数据用于检验模型的分类效果。

3.2 客流状态预警模型训练

根据前 4 天视频识别所获取的客流状态参数, 对通道、楼梯、站台不同位置的客流状态参数进行 FCM 聚类, 当聚类数目 $c = 6$, 模糊系数 $m = 2$ 时取得较好的聚类结果, 如图 3 所示。同时, 根据式 (7)、式 (8) 确定通道、楼梯、站台客流状态等级阈值, 并划分预警等级, 见表 2。

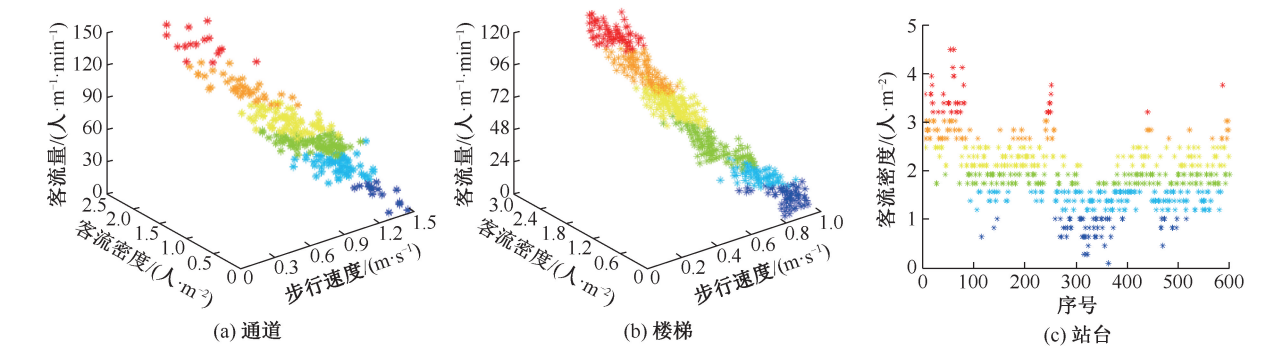


图 3 客流状态聚类分析
Fig. 3 Passenger flow state cluster analysis

表 2 客流状态等级阈值
Table 2 Passenger flow status level threshold

预警等级	客流状态	通道			楼梯			
		客流量/ (人·m ⁻¹ ·min ⁻¹)	步行速度/ (m·s ⁻¹)	客流密度/ (人·m ⁻²)	客流量/ (人·m ⁻¹ ·min ⁻¹)	步行速度/ (m·s ⁻¹)	客流密度/ (人·m ⁻²)	
四级预警	完全畅通	<32	>1.18	<0.49	<27	>0.76	<0.60	<1.10
	畅通	32~50	1.07~1.18	0.49~0.74	27~47	0.64~0.76	0.60~1.20	1.10~1.61
	基本畅通	50~66	0.96~1.07	0.74~0.98	47~64	0.59~0.64	1.20~1.70	1.61~2.05
三级预警	轻度拥挤	66~86	0.82~0.96	0.98~1.32	64~79	0.55~0.59	1.70~2.12	2.05~2.55
二级预警	中度拥挤	86~114	0.66~0.82	1.32~1.79	79~96	0.50~0.55	2.12~2.52	2.55~3.18
一级预警	重度拥挤	>114	<0.66	>1.79	>96	<0.50	>2.52	>3.18

3.3 客流检测结果

根据最后 1 天的行人视频验证分类效果, 运用 YOLO11-DeepSort 算法分别提取高平峰时段的客流参数各 300 组, 提取过程如图 4 所示, 并比较分析车

站通道、楼梯、站台不同位置的客流参数。

分析站内主要通道的参数, 检测结果如图 5 所示。由图 5 可知: 通道全天的客流密度总体较低, 乘客步行速度较快。其中, 通道高峰期客流量比平峰期增加



图 4 客流参数检测

Fig. 4 Passenger flow parameters test

20.73%, 乘客速度降低 6.60%, 客流密度增加 19.48%。

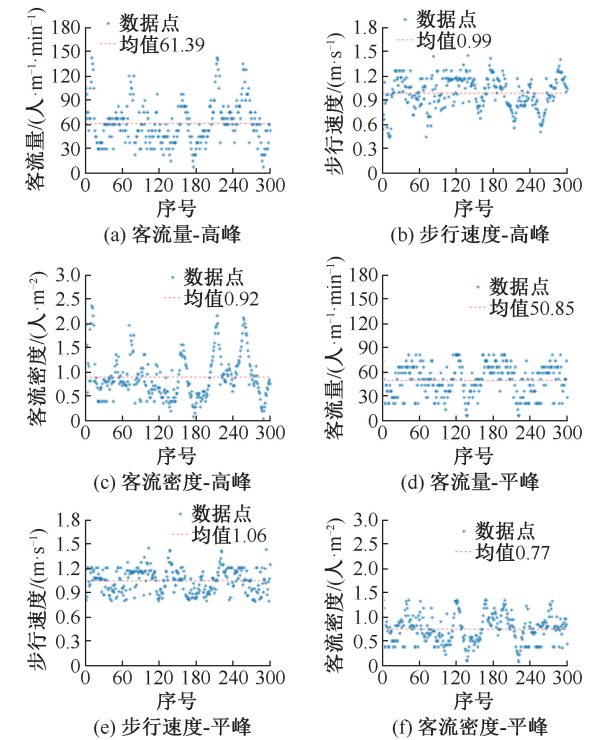


图 5 通道参数检测结果

Fig. 5 Passageway parameters test results

分析站内楼梯的参数,检测结果如图 6 所示,从图 6 可以看出,楼梯全天的客流参数变化较大,其中,高峰期楼梯交通量比平峰期增加 25.18%,乘客速度降低 5.88%,客流密度增加 26.05%。

分析站台参数,检测结果如图 7 所示,由图 7 可

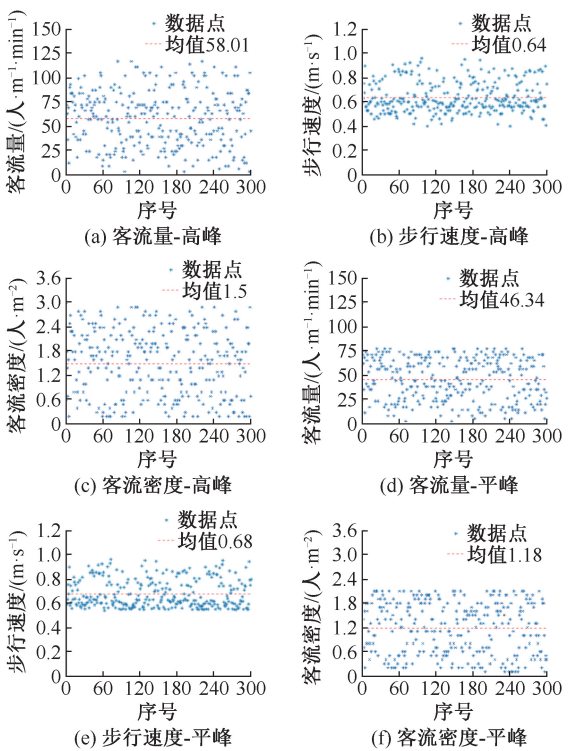


图 6 楼梯参数检测结果

Fig. 6 Staircase parameters test results

知:站台全天乘客密度变化大,高峰期站台乘客密度比平峰期密度高 45.78%。

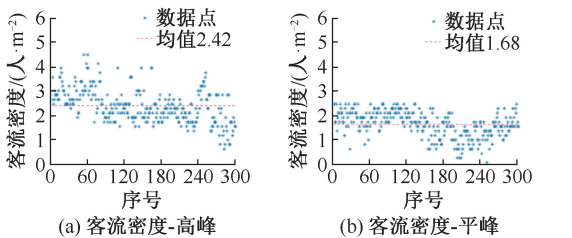


图 7 站台参数检测结果

Fig. 7 Platform parameters test results

3.4 状态预警结果

根据客流状态等级划分阈值,高峰、平峰通道、楼梯、站台客流状态预警结果占比见表 3、表 4。

表 3 状态划分及预警结果 (高峰时段)

Table 3 Status classification and early warning

位置	results (Peak hours)					%
	四级预警			三级预警	二级预警	
	完全畅通	畅通	基本畅通	轻度拥挤	中度拥挤	重度拥挤
通道	14	20	25	25	11	5
楼梯	18	20	16	22	14	10
站台	2	8	20	32	23	15

表 4 客流状态划分及预警结果(平峰时段)
Table 4 Passenger flow status classification and early warning results (Off-peak hours) %

位置	四级预警			三级预警	二级预警	一级预警
	完全畅通	畅通	基本畅通	轻度拥挤	中度拥挤	重度拥挤
通道	22	22	27	29	—	—
楼梯	26	25	22	27	—	—
站台	17	29	26	28	—	—

很明显,高峰时段客流拥挤程度显著高于平峰时段。通道高峰时段,站台拥挤现象最突出,拥挤时长占比 70%,一级预警时长占比 15%;其次是楼梯,拥挤时长占比 46%,一级预警时长占比 10%,高峰时段拥挤时长占比 41%,一级预警时长占比 5%。在客流平峰期,通道、楼梯、站台基本畅通,拥挤现象不明显。

4 结 论

1) 提出基于 YOLO11-DeepSort 的组合方法,用于城市轨道交通车站内客流状态检测和识别。该方法通过建立乘客头部数据集对检测模型进行训练,模型在验证集上的 P 为 0.93、 R 为 0.82,可实现车站不同位置乘客流量的精准检测与稳定跟踪。

2) 根据头部图像识别结果,提取客流量、客流密度、步行速度 3 参数,运用 FCM 将客流状态划分为 6 小类,并根据客流状态对应的危险等级分为 4 个预警等级。

3) 分别计算换乘通道、楼梯、站台在高、平峰时段的客流状态参数,案例分析表明:站台是全天客流拥挤时间最长的区域,站台高峰时段拥挤时长占比 70%,一级预警时长占比 15%;其次是楼梯,高峰拥挤时长占比 46%,一级预警时长占比 10%;最后是通道,高峰时段拥挤时长占比 41%,一级预警时长占比 5%。

参 考 文 献

[1] 韩阔. 地铁动态拥挤指数理论与计算方法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2020.
HAN Kuo. Research on theory and calculation method of subway dynamic congestion index[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2020.

[2] 吴楠. 城市轨道交通拥挤指数研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2021.
WU Nan. Research on congestion index of urban rail transit[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2021.

[3] 雷斌, 闫浪浪, 余华, 等. YOLOv5 监测算法下轨道交通应急预警感知系统构建[J]. 中国安全科学学报, 2024, 34(9): 225-233.
LEI Bin, YAN Langlang, YU Hua, et al. Construction of rail transit emergency early warning perception system under YOLOv5 detection algorithm[J]. China Safety Science Journal, 2024, 34(9): 225-233.

[4] 曹凯, 张宁. 基于运行状态评价的城市轨道交通安检配置优化[J]. 铁路通信信号工程技术, 2023, 20(11): 66-73.
CAO Kai, ZHANG Ning. Optimization of security check configuration for urban rail transit based on operational state evaluation[J]. Railway Signalling & Communication Engineering, 2023, 20(11): 66-73.

[5] 曹志威, 黄肇红, 秦勇, 等. 广州地铁杨箕站通道服务水平分级方法研究[J]. 城市轨道交通研究, 2020, 23(7): 214-217.
CAO Zhiwei, HUANG Bihong, QIN Yong, et al. Classification of passage LOS at guangzhou metro yangji station[J]. Urban Mass Transit, 2020, 23(7): 214-217.

[6] 张延珍, 黄煜, 杜云, 等. 轨道交通车站换乘设施服务水平评价[J]. 黑龙江科学, 2023, 14(18): 90-92, 96.
ZHANG Yanzhen, HUANG Yu, DU Yun, et al. Evaluation of service level of transfer facilities at rail transit stations[J]. Heilongjiang Science, 2023, 14(18): 90-92, 96.

[7] JOCHER G. Ultralytics YOLO11[EB/OL]. [2024-09-30]. <https://github.com/ultralytics/ultralytics>.

[8] CARION N, MASSA F, SYNNAEVE G, et al. End-to-end object detection with transformers[C]. Proceedings of the 2020 European Conference on Computer Vision, 2020: 213-229.

[9] LIN T Y, GOYAL P, GIRSHICK R, et al. Focal loss for dense object detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, 42(2): 318-327.

[10] 惠康华, 刘畅. 基于 YOLO5Face 重分布的小尺度人脸检测方法[J]. 计算机仿真, 2024, 41(3): 206-213.
HUI Kanghua, LIU Chang. Small-scale face detection method based on YOLO5Face redistribution [J]. Computer Simulation, 2024, 41(3): 206-213.

[11] QI Delong, TAN Weijun, QI Yao, et al. YOLO5Face: why reinventing a face detector[J]. ArXiv Preprin, 2021: DOI: 10.48550/arXiv.2105.12931.

[12] 马庆禄, 孙梹, 唐小垚, 等. 基于改进 YOLOv5s 算法的隧道初期火灾检测模型[J]. 中国安全科学学报, 2023, 33(10): 214-223.
MA Qinglu, SUN Xiao, TANG Xiaoyao, et al. Optimization method for tunnel initial fire detection based on YOLOv5s algorithm[J]. China Safety Science Journal, 2023, 33(10): 214-223.

[13] SU Liancheng, ZHANG Shichao, DING Weili. An improved real-time detection method for flame and smoke identification based on YOLOv5[C]. 2023 6th International Conference on Intelligent Autonomous Systems, 2023: 59-64.

[14] 张军, 尹柳, 巩欣飞, 等. 基于改进 YOLOv5 的小目标烟雾检测算法[J]. 中国安全科学学报, 2023, 33(11): 75-81.
ZHANG Jun, YIN Liu, GONG Xinfei, et al. Small target smoke detection algorithm based on improved YOLOv5[J]. China Safety Science Journal, 2023, 33(11): 75-81.

[15] MASOOM S M, ZHANG Qixing, DAI P W, et al. Early smoke detection based on improved YOLO-PCA network[J]. Fire, 2022, 5(2): DOI: 10.3390/fire5020040.

[16] 金立生, 华强, 郭柏苍, 等. 基于优化 DeepSort 的前方车辆多目标跟踪[J]. 浙江大学学报:工学版, 2021, 55(6): 1 056-1 064.
JIN Lisheng, HUA Qiang, GUO Baicang, et al. Multi-target tracking of vehicles based on optimized DeepSort[J]. Journal of Zhejiang University: Engineering Science, 2021, 55(6): 1 056-1 064.

[17] 王瑞, 林志坚, 陈平平. 基于改进 DeepSort 的行人跟踪方法研究[J]. 无线电通信技术, 2023, 49(6): 1 117-1 124.
WANG Rui, LIN Zhijian, CHEN Pingping. Research on pedestrian tracking method based on improved DeepSort[J]. Radio Communications Technology, 2023, 49(6): 1 117-1 124.

作者简介: 孔佳鑫 (1999—),男,河南焦作人,硕士研究生,主要研究方向为交通运输规划与管理。E-mail:98140317@qq.com。

