

基于 SORT 算法和光流模型的地铁车站 客流运动轨迹识别方法研究*

蒲一超^{1,2}

(1. 上海申通地铁集团有限公司, 201103, 上海; 2. 同济大学电子与信息工程学院, 201804, 上海// 工程师, 博士研究生)

摘要 目的:精准监测地铁系统的大客流状态是进行客流风险识别和管控的基础。地铁车站容纳空间有限,易发生客流堆积和冲突等风险事件,亟需研究一套能够对地铁车站的客流运动轨迹进行实时识别的方法。方法:提出了基于 SORT(简单的在线实时多目标跟踪)算法和光流模型的地铁车站客流运动轨迹识别方法,作为地铁安全防控的辅助手段。首先,采用 SORT 算法,实现高密度场景下的实时客流识别;其次,使用 PWC-Net(使用金字塔、仿射变换和成本体积的光流卷积神经网络)光流模型,实现实时客流定位和运动轨迹识别;最后,通过上海市地铁车站的真实视频数据,对该方法进行验证。结果及结论:通过上述识别方法,可有效关联目标,识别覆盖的客流,并提升识别的实时性。采用 PWC-Net 光流模型实现客流运动轨迹的识别,在模型的体积和训练时间上分别为 FlowNet2(数据集训练顺序的网络)模型的 94.12% 和 50.00%。因此,该方法能够满足地铁车站实时高密度客流运动轨迹识别的场景要求。

关键词 地铁车站; 客流识别; 多目标跟踪; 运动轨迹识别
中图分类号 U293.13

DOI:10.16037/j.1007-869x.2023.07.002

Detection Method of Metro Station Passenger Flow Movement Trajectory Based on SORT Algorithm and Optical Flow Model

PU Yichao

Abstract Objective: Accurately monitoring the status of large passenger flow in metro system is the basis for recognizing and managing passenger flow risks. Metro stations have limited spatial capacity and are prone to risky incidents such as passenger flow congestion and conflicts, making it necessary to develop a method for real-time recognition of PMT (passenger flow movement trajectories) in metro stations. Method: A method is proposed for recognizing metro station PMT based on SORT (simple on-line and real-time tracking) algorithm and optical flow model, which serves as an auxiliary means for

metro safety protection and control. Firstly, the SORT algorithm is adopted to achieve real-time passenger flow recognition in high-density scenarios; secondly, the PWC-Net (pyramidal, warping and cost volume optical convolutional neural network) optical flow model is employed for real-time passenger flow locating and PMT recognition; finally, the proposed method is validated using real station video data of Shanghai Metro. Result & Conclusion: The above-mentioned recognition method effectively associates targets, recognizes overlapping passenger flows, and improves the real-time nature of recognition. By employing the PWC-Net optical flow model for recognizing PMT, the model size and training time are 94.12% and 50.00% of the FlowNet2 (network based on dataset training sequence) model respectively. Therefore, this method can meet the scenario requirements of real-time recognition of high-density PMT in metro stations.

Key words metro station; passenger flow recognition; multi-target tracking; movement trajectory recognition

Author's address Shanghai Shentong Metro Co., Ltd., 201103, Shanghai, China

0 引言

截至 2021 年底,中国内地累计有 50 座城市开通地铁,运营里程达 9 192.62 km^[1]。很多城市的地铁已经进入网络化运营阶段,其带来的直接影响是大客流的产生和集聚。当常态化的大客流受到设备故障等因素影响时,可能在网络的多个车站造成次生影响。有序的大客流尚可控制,若出现客流对冲、人员摔倒等突发情况,如预防和处置不当便会引发安全事故。因此,亟需一套能够对地铁车站的客流运动轨迹进行实时识别的方法,为管理人员提供决策依据。

* 上海市国资委项目(2021008);上海市科技计划项目(18DZ1201400)

以全球最大的上海市地铁运输系统为例,该城市轨道交通系统的部分换乘枢纽车站,在高峰时段客运量很大,如世纪大道站的高峰小时换乘量达到 7.5 万人次,人民广场站达到 5.5 万人次。2014 年 12 月 31 日,该市黄浦区外滩陈毅广场由于短时大量人流聚集,发生踩踏事故,造成 36 人死亡,49 人受伤。可见大量客流短时、无序地在有限空间聚集,可能导致严重的安全事故。

精准监测地铁系统的大客流状态是进行客流风险识别和管控的基础,当前大客流监测主要依靠票务系统、Wi-Fi 嗅探和视频监控系统等,应对宏观层面的大客流识别和预警较为有效;但在车站微观层面,尤其是客流在站内流动时,出现局部流量超饱和、双向流量对冲等情况,还缺少相应的轨迹识别技术来辅助应对。因此,本研究采用多目标识别算法结合光流模型,实现车站客流运动轨迹的识别。

1 相关工作

地铁客流监测技术自 Wi-Fi 嗅探和图像识别技术普及以后,逐步发展起来。Wi-Fi 嗅探数据更适用于地铁网络客流分布规律的研究和乘客在网络上行路径的还原。文献[2]使用 Wi-Fi 嗅探数据对上海轨道交通网络乘客出行的时空轨迹进行还原;文献[3]运用 Wi-Fi 嗅探数据还原乘客出行轨迹,实现了对地铁票务清分模型的验证和优化;文献[4]使用 Wi-Fi 嗅探客流数据结合时间序列模型建立了地铁车站的短时客流预测模型;文献[5]基于 Wi-Fi 嗅探数据提出估计乘客换乘时间和换乘路径选择的模型;文献[6]结合票务系统数据和 Wi-Fi 嗅探数据还原乘客的出行轨迹。综上,在使用 Wi-Fi 嗅探数据进行客流识别和统计时,往往高度依赖 Wi-Fi 探测设备的可靠性,同时乘客携带手机的型号、数量都会影响客流识别的准确性。因此,该方法更适用于地铁网络等宏观层面的客流感知,在车站等微观应用场景效果较差。

图像识别技术可以实现局部区域的客流统计。文献[7]通过图像和 Wi-Fi 识别技术实现了地铁车站的客流状态识别;文献[8]提出基于图像识别技术的地铁车站站台候车的乘客数量分布模型,并在英国的威斯敏斯特站和格林公园车站进行仿真验证;文献[9]通过构建拓扑结构可以捕捉异常客流空间分布的图像识别模型,实现实时地铁客流异常状态识别;文献[10]使用光流模型对运动的乘客进

行轨迹捕捉。综上,图像识别技术可以很好地解决地铁车站客流状态识别的问题。

总体来看,基于深度学习的图像识别技术,在地铁车站客流统计上有很多应用,但针对车站客流运动轨迹识别方法的研究较少。本研究试图结合多目标识别算法和光流模型,提出满足实时检测需求的客流轨迹识别方法。

目标检测算法主要是基于深度学习模型,可以分成两大类:①单阶段检测算法——该算法不需要生成候选区域,直接计算物体的类别概率和位置坐标值,如 YOLO 算法和 SSD(单发多盒探测器);②二阶段检测算法——该算法首先产生候选区域,然后对候选区域分类,这类算法的代表是基于候选区域的 R-CNN(区域卷积神经网络)系算法,如 Fast R-CNN 模型和 Faster R-CNN 模型等。目标检测模型的主要性能指标是检测准确度和速度。FCOS(一步全卷积神经网络)算法是一种基于全卷积网络的不需要定义锚框(候选区)的算法,具有简单的设计结构,节省训练过程中的内存占用。

光流是指图像序列中,运动目标表面像素点的二维矢量运动,包含目标的运动参数和结构信息。光流模型同样基于深度学习技术。文献[11]将卷积神经网络引入光流计算,提出 FlowNet 光流估计模型。该模型通过采用编码-解码结构极大地缩短了光流计算所需的时间,但 FlowNet 光流估计模型的网络结构比较简单,光流计算精度较低。为了在光流计算精度与模型尺寸之间寻求平衡,文献[12]将特征金字塔、变形操作和成本体积代价集成在统一的光流计算网络框架中,继而提出 PWC-Net(使用金字塔、仿射变换和成本体积的光流卷积神经网络)模型。该模型在简化网络尺寸的同时大幅提高了光流计算的精度与鲁棒性。

在地铁车站客流运动轨迹识别的场景中,需要解决 2 个核心问题:①适用于大客流的目标检测技术,高效的统计客流量;②实现对乘客个体的精准跟踪,并绘制出运动轨迹。

1) 地铁车站容易在短时间内涌入大量客流,对客流识别的实时性要求高。设计客流量统计算法时,需要能够迅速响应,实时计算流量。因此计算效率是第一位的。

2) 乘客运动轨迹的识别可以借鉴道路车辆统计系统的算法逻辑,但相较于道路交通系统,地铁车站的视频监控设备安装位置低,拍摄角度各异,

且乘客之间存在遮挡, 需要实现密集人群的精准检测技术, 完成对客流运动轨迹的识别。

2 地铁站客流运动轨迹识别方法

本研究采用目标检测算法和光流估计模型相结合的方法, 先采用基于 SORT(简单的在线实时多目标跟踪) 算法来识别视频中的目标客流; 再通过 PWC-Net 模型来完成图像中的像素级别的运动估计, 进而通过相机角度和高度等信息将像素坐标转换到实际坐标上, 从而计算出图像中每个目标的运动轨迹。

2.1 基于 SORT 算法的客流识别模型

SORT 算法是一种实时多目标识别算法。先对每一帧图像使用 FCOS 算法完成目标检测, 再使用卡尔曼滤波算法和数据关联算法相结合, 将每帧图像中的目标一一匹配, 从而完成客流的精准识别。

2.1.1 客流检测算法

基于 FCS 算法, 无需预定义锚框, 避免了与锚框相关的复杂计算, 节省了大量算力和内存, 适用于车站实时客流识别的场景。FCOS 算法对每个像素进行直接预测, 预测的目标是到预测框的四边的距离, 同时 FCOS 算法还引入特征金字塔结构, 利用不同的层来处理不同的预测框, 提高了对小目标的泛化能力。FCOS 算法的网络结构如图 1 所示。

本研究采用 FCOS 算法的 Backbone(一个三层的卷积网络, 对应图 1 中 C3、C4、C5) 作为特征金字塔层的输入, 进而通过特征金字塔构建生成 P3—P7 的特征图, 每个金字塔层对应一个检测头。其中检测头层分为 3 个输出分支: 1 个分类得分、1 个位置回归和 1 个中心度。图 1 中, C、P 表示类别, H 和 W 分别表示特征图谱的高和宽, S 表示分类得分。

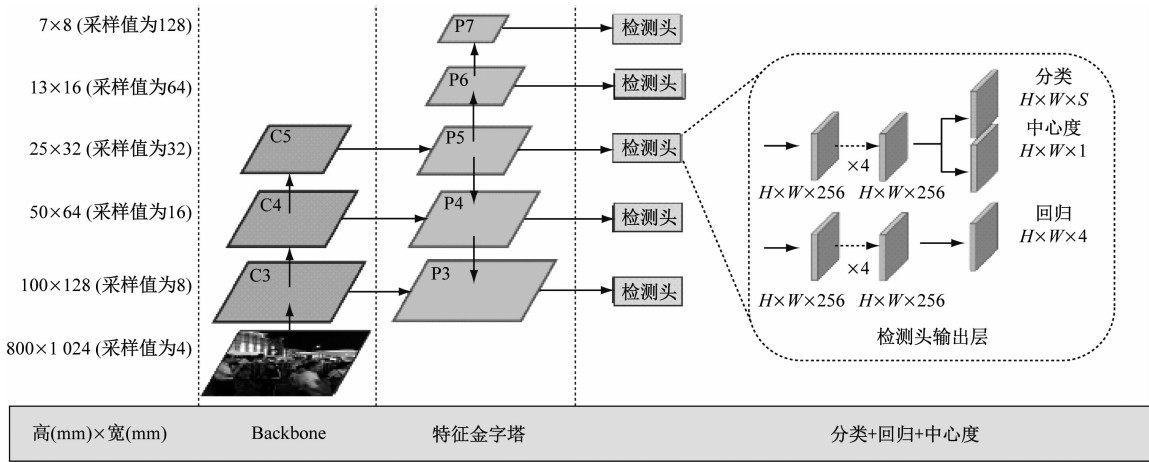


图 1 FCOS 算法的网络结构

Fig. 1 Network architecture of FCOS (fully convolutional one-stage)

由于检测头共有 3 个输出分支, 因此损失函数由分类损失 L_{cls} 、中心度损失 $L_{ctrness}$ 、回归损失 L_{reg} 3 个部分构成。其中, 分类计算部分: 采用多次二分类器, 在分类的特征图后, 接一个 Sigmoid 函数 (S 型激活函数), 然后用 BCE Loss 和 Focal loss 作为损失函数, 计算损失时所有样本都会参与计算, 对应式(1)中 L_{cls} 。

位置回归计算部分: 输出为四维向量, 分别对应中心点到四边的距离, 训练时采用 GIoU Loss 计算损失, 只有正样本参与计算, 对应式(1)中的 L_{reg} 。

中心度部分的计算: 采用 BCE Loss 计算损失, 只有正样本参与计算, 对应式(1)中的 $L_{ctrness}$ 。

$$L(\{p_{x,y}\}, \{t_{x,y}\}, \{s_{x,y}\}) = \frac{1}{N_{pos}} \sum_{x,y} L_{cls}(p_{x,y}, c_{x,y}^*) + \frac{1}{N_{pos}} \sum_{x,y} l_{|c_{x,y}^* > 0|} L_{reg}(t_{x,y}, t_{x,y}^*) + \frac{1}{N_{pos}} \sum_{x,y} l_{|c_{x,y}^* > 0|} L_{ctrness}(s_{x,y}, s_{x,y}^*) \quad (1)$$

式中:

- N_{pos} ——正样本数量;
- $p_{x,y}$ ——在特征图 (x, y) 点处预测的每个类别的分数;
- $\sum_{x,y}$ ——对特征图上所有点 (x, y) 所对应的损失进行求和;
- $c_{x,y}^*$ ——在特征图 (x, y) 点对应的真实类别

标签;

$l_{|c_{x,y}^* > 0|}$ ——当特征图 (x, y) 点被匹配为正样本时,取值为1,否则为0;

$t_{x,y}$ ——特征图 (x, y) 点处预测的目标边界框信息;

$t_{x,y}^*$ ——特征图 (x, y) 点对应的真实目标边界框信息;

$s_{x,y}$ ——特征图 (x, y) 点预测的中心度;

$s_{x,y}^*$ ——特征图 (x, y) 点对应的真实中心度。

在算法匹配正负样本的计算中,对于特征图 (x, y) 点处的分类 $c_{x,y}^*$ 和位置 $t_{x,y}^*$ 容易获得,但真实的中心度 $s_{x,y}^*$ 需要通过式(2)计算获得。

$$s^* = \sqrt{\frac{\min(l^*, r^*)}{\max(l^*, r^*)} \times \frac{\min(t^*, b^*)}{\max(t^*, b^*)}} \quad (2)$$

式中:

l^*, r^*, t^*, b^* ——中心点到四边的距离。

2.1.2 客流匹配算法

完成客流的检测后,需要使用卡尔曼滤波^[13]算法。根据客流前几帧的坐标预测它在本帧中的坐标,将该预测坐标与本帧真实坐标进行数据关联以减少关联过程的误差,明确当前帧客流与前几帧为同一个。每个目标的状态建模为:

$$\mathbf{x} = [u \ v \ s \ r \ u_1 \ v_1 \ s_1]^T \quad (3)$$

式中:

u, v ——目标物体中心的水平和垂直像素位置;

s, r ——目标边界框的面积和长宽比,假设长宽比是固定的;

u_1, v_1 ——下一帧图像中目标的中心位置;

s_1 ——边界框面积。

当预测坐标数据与真实坐标数据相关联后,边界框将处于更新目标状态,并通过卡尔曼滤波算法求最优解。

将下一帧检测到的目标与已有目标相匹配时,通过预测其在当前帧中的新位置来估计每个目标的边界框几何形状;由每个检测目标与现有目标的所有预测边界框之间的IoU(交并比)构建关联矩阵,并使用匈牙利算法^[14]对数据进行完美匹配求解。由于地铁视频设备安装位置低,客流之间容易形成遮挡,使用IoU能够处理目标之间的短暂遮挡,通过检测算法对遮挡目标进行校正。

2.2 基于PWC-Net的客流运动轨迹识别模型

2.2.1 客流运动方向估计

本研究采用PWC-Net模型来完成图像中像素级别的运动估计。PWC-Net模型利用多尺度特征进行训练,使用3个原则进行训练,即金字塔特征提取、光流映射和匹配相关性成本。其中,光流映射和匹配相关性成本不包含任何参数。这使得该模型在保证精确性的前提下,极大程度减小网络的体积,在Sintel数据集图像上的运行速度大约为35帧/s,性能超过同类型计算模型^[12]。

图2展示了PWC-Net模型的网络结构。PWC-Net模型首先通过卷积神经网络得到多层的特征,然后从低分辨率开始估计光流,并将低分辨率的光流上采样到高分辨率,同时构建匹配相关性成本,并预测当前分辨率的光流,最后逐步得到最终分辨率的光流结果。

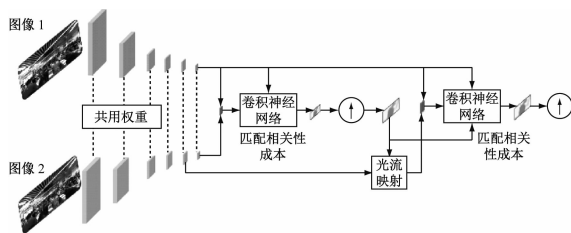


图2 PWC-Net模型的网络结构

Fig.2 Network architecture of PWC-Net model

PWC-Net模型的训练分成2个阶段:预训练阶段和优化训练阶段。在预训练阶段使用二范数,加快损失函数的收敛速度,如式(4)所示:

$$L(\Theta) = \sum_{l=l_0}^L \alpha_l \sum_{x,y} |w_{l,\Theta}(x) - w_{l,GT}(x)|_2 + \gamma |\Theta|_2 \quad (4)$$

式中:

Θ ——网络中所有可训练参数的集合,包括金字塔特征提取参数、不同金字塔层的光流估计参数等;

$w_{l,\Theta}$ ——第 l 层金字塔预测的光流场;

$w_{l,GT}$ ——其对应的监督信号;

$|\cdot|_2$ ——计算一组向量和二阶正则化模型参数的二范数;

γ ——随机扰动项;

α_l ——训练损失函数过程中的权重。

在优化训练阶段使用一范数,并在一定程度上去除噪点干扰,可提升光流质量。其损失函数如下:

$$L(\Theta) = \sum_{l=l_0}^L \alpha_l \sum_{x,y} (|w_{l,\Theta}(x) - w_{l,GT}(x)| + \varepsilon)^q + \gamma |\Theta|_2 \quad (5)$$

式中:

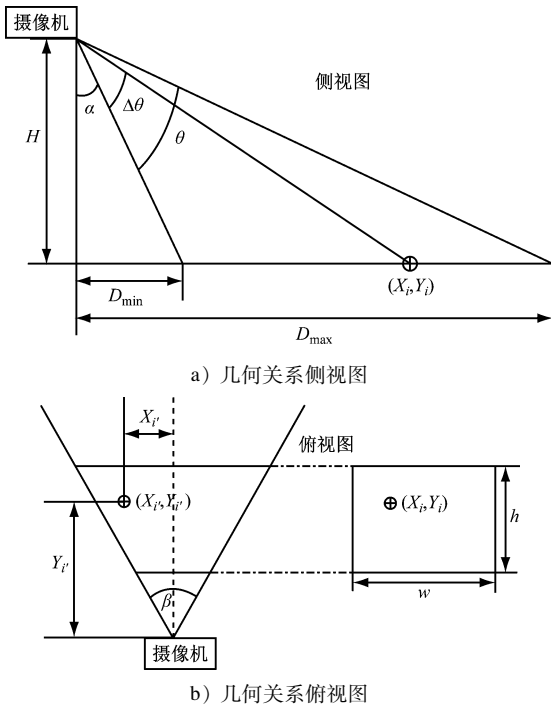
$|\cdot|$ ——用于计算一范数;

q ——作为对异常值的惩罚,其值小于1;

ε ——一个比较小的常数项。

2.2.2 真实坐标转换

使用 PWC-Net 模型计算出像素的运动速度矢量,再通过视频监控设备的高度、角度等参数得出每个像素点在实际坐标中运动的绝对速度矢量。根据摄像机光学镜头的成像原理,推导出图像坐标系与物理坐标系对应关系。图 3 展示了像素坐标 (X_i, Y_i) 到真实坐标 $(X_{i'}, Y_{i'})$ 的转换。



注: α —相机俯仰角; θ —垂直视仰角; H —相机高度; β —水平视场角;
 D_{\min} —图像底边距离摄像头实际距离; D_{\max} —图像顶边距离摄像头的实际距离。

图 3 像素坐标转换成真实坐标

Fig. 3 Conversion of pixel coordinates to real coordinates

通过下列公式完成坐标转换,即可计算出图像中目标点在实际空间中距离相机的水平距离 $X_{i'}$ 和垂直距离 $Y_{i'}$, $B_{i'}$ 为每个 $y_{i'}$ 的实际水平距离。

$$\alpha = \arctan \frac{D_{\min}}{H} \quad (6)$$

$$\theta = \arctan \frac{D_{\max}}{H} - \alpha \quad (7)$$

$$\Delta\theta = \frac{(h - Y_i)\theta}{h} \quad (8)$$

$$B_{i'} = D_{\max} \tan\left(\frac{\beta}{2}\right) \quad (9)$$

$$y_{i'} = H \tan(\alpha + \Delta\theta) \quad (10)$$

2.2.3 客流过线统计

基于 SORT 算法和 PWC-Net 模型可以识别每个目标的轨迹信息,如果轨迹穿越设定好的线,则认为此目标过线。如图 4 中,横直线为基准线,虚线为目标运动轨迹,向量 \overrightarrow{AB} 和 \overrightarrow{CD} 分别为运动轨迹终点和起点在线上的垂直向量,当 $\overrightarrow{AB} \times \overrightarrow{CD}$ 小于 0 时,则判断为目标过线。

$$\text{是否过线} = \begin{cases} \text{是}, & \overrightarrow{AB} \times \overrightarrow{CD} < 0 \\ \text{否}, & \overrightarrow{AB} \times \overrightarrow{CD} \geq 0 \end{cases} \quad (12)$$

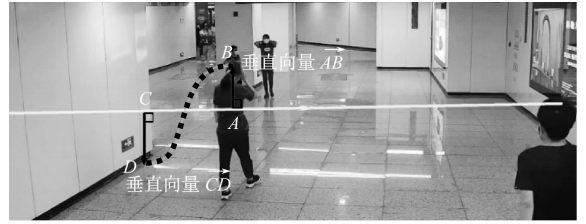


图 4 目标过线计算示意图

Fig. 4 Schematic diagram of object crossing line calculation

3 模型验证

本研究选取上海市虹桥火车站进行模型验证。虹桥火车站是上海轨道交通 2、10、17 号线的换乘站,同时与飞机、火车、公交及长途客车联通。选择进站闸机处作为测试点,截取 2020 年 12 月 22 日早高峰 08:00—09:00 的视频片段,使用本文提出的客流运动轨迹识别方法进行分析,其结果如图 5 所示。

由图 5 可以看出,在乘客通过闸机后,算法可以实时跟踪其运动方向,构建运动轨迹,并统计客流量。图 5 b) 和图 5 d) 中,摄像机远端和近端的遮挡目标,都可以被模型精准地实时检测出来,可以达到地铁站应用场景的要求。

4 结语

本研究提出了基于 SORT 算法和光流模型的地铁站客流运动轨迹识别方法。在算法设计时,采用 FCOS 算法完成目标识别后,结合卡尔曼滤波和匈牙利算法,分别处理运动预测和数据关联这 2 个分量;没有使用任何被检测目标的外观特征,仅使



a) 识别图像 1



b) 识别图像 2



c) 识别图像 3



d) 识别图像 4

图5 客流统计和运动方向识别结果

Fig.5 Passenger flow counts and movement direction recognition results

用检测框的位置和大小进行目标的运动估计和数据关联;也没有使用重识别算法来检测鲁棒性,而是聚焦在帧与帧之间的匹配。因此,可有效地关联目标,识别覆盖的客流,并提升识别的实时性。采用 PWC-Net 模型实现客流运动轨迹的识别,在模型的体积上和训练时间上分别为 FlowNet2 的 94.12% 和 50.00%。因此,该方法能够满足地铁车

站实时高密度客流运动轨迹识别的场景要求。

随着深度学习技术的演进,图像识别技术将不断更新迭代,未来可在以下两方面对本研究进行深化:①将应用场景做进一步拓展,研究图像识别技术在客流对冲报警、犯罪人员识别等方面的应用;②引入新一代的图像识别算法,能更加高效、精准地实现客流运动轨迹的识别。

参考文献

- [1] 韩宝明,李亚为,鲁放,等. 2021 年世界城市轨道交通运营统计与分析综述[J]. 都市快轨交通, 2022, 35(1): 5.
HAN Baoming, LI Yawei, LU Fang, et al. Statistical analysis of urban rail transit operations in the world in 2021: a review[J]. Urban Rapid Rail Transit, 2022, 35(1): 5.
- [2] 陈菁菁,江志彬. 基于 Wi-Fi 嗅探数据的地铁网络客流分析技术[J]. 城市轨道交通研究, 2018, 21(5): 153.
CHEN Jingjing, JIANG Zhibin. Passenger flow analysis technology in metro network based on Wi-Fi probing data[J]. Urban Mass Transit, 2018, 21(5): 153.
- [3] 蒲一超,尹梅枝,朱琼斯,等. 基于手机数据的地铁线网清分模型验证与优化[J]. 都市快轨交通, 2017, 30(4): 102.
PU Yichao, YIN Meizhi, ZHU Qionsi, et al. Verifying and optimizing metro fare clearing model based on cell phone data[J]. Urban Rapid Rail Transit, 2017, 30(4): 102.
- [4] 曹文超,干宏程. 基于 Wi-Fi 数据的地铁车站客流预警模型[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(13): 233.
CAO Wenchao, GAN Hongcheng. Early-warning model of metro station passenger flow based on Wi-Fi data[J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(13): 233.
- [5] LI Y, NAN S R, GUO Y, et al. Detection and analysis of transfer time in urban rail transit system using Wi-Fi data[EB/OL]. (2022-05-26) [2020-12-15]. <https://doi.org/10.1080/19427867.2022.2079173>.
- [6] ZHAO J, ZHANG L, YE K, et al. GLTC: a metro passenger identification method across AFC data and sparse Wi-Fi data[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(10): 18337.
- [7] DING X, LIU Z, XU H. The passenger flow status identification based on image and Wi-Fi detection for urban rail transit stations[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2019, 58: 119.
- [8] SERIANI S, FUJIYAMA T. Modelling the distribution of passengers waiting to board the train at metro stations[J]. Journal of Rail Transport Planning & Management, 2019, 11: 100141.
- [9] ZHANG W. Graph based approach to real-time metro passenger flow anomaly detection[C]//2021 IEEE 37th International Conference on Data Engineering (ICDE). Chania; IEEE, 2021: 2744.

(下转第 19 页)

轮径3个指标,搭建一种考虑整列车车轮磨耗规律的经济镟修模型,该模型能求解不同镟修公里数节点下的车轮使用寿命和对应的镟修经济性指标。

2) 基于所搭建模型并结合某地铁实测车轮廓形数据计算了一个具体案例,根据模型计算结果能给出优选的经济镟修公里数节点和相应镟修模板选择方案。参照本文研究所制定的镟修策略,在保证镟修经济性的情况下能够延长车轮的使用寿命。

3) 本文模型可推广至有轨电车、高速动车组等采用其他车轮廓形以及多种轮缘厚度模板的车辆经济镟修策略研究。

参考文献

- [1] PASCUAL F, MARCOS J A. Wheel wear management on high-speed passenger rail: a common playground for design and maintenance engineering in the Talgo engineering cycle[C]// Proceedings of the 2004 ASME/IEEE Joint Rail Conference. Baltimore, MD: IEEE, 2004: 193.
- [2] BRAGHIN F, LEWIS R, DWYER-JOYCE R S, et al. A mathematical model to predict railway wheel profile evolution due to wear[J]. Wear, 2006, 261(11-12): 1253.
- [3] ZHU W, YANG D, GUO Z, et al. Data-driven wheel wear modeling and reprofiling strategy optimization for metro systems[J]. Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board, 2015, 2476(1): 67.
- [4] ZHU W, YANG D, HUANG J. A hybrid optimization strategy for the maintenance of the wheels of metro vehicles: vehicle turning, wheel re-profiling, and multi-template use[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part F: Journal of Rail and

Rapid Transit, 2018, 232(3): 832.

- [5] 许宏, 员华, 王凌, 等. 基于高斯过程的地铁车辆轮对磨耗建模及其镟修策略优化[J]. 机械工程学报, 2010, 46(24): 88. XU Hong, YUAN Hua, WANG Ling, et al. Modeling of metro wheel wear and optimization of the wheel re-profiling strategy based on Gaussian processes[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2010, 46(24): 88.
- [6] 王凌, 员华, 那文波, 等. 基于磨耗数据驱动模型的轮对镟修策略优化和剩余寿命预报[J]. 系统工程理论与实践, 2011, 31(6): 1143. WANG Ling, YUAN Hua, NA Wenbo, et al. Optimization of the re-profiling strategy and remaining useful life prediction of wheels based on a data-driven wear model[J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2011, 31(6): 1143.
- [7] 杨志, 邢宗义, 王露, 等. 基于磨耗数据统计模型的镟轮决策优化[J]. 铁道标准设计, 2018, 62(1): 142. YANG Zhi, XING Zongyi, WANG Lu, et al. Optimization of wheel re-profiling strategy based on statistical wear model[J]. Railway Standard Design, 2018, 62(1): 142.
- [8] 廖贵玲. 城轨列车轮对安全状态分析预测与镟修策略优化方法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2014. LIAO Guiling. Research on the security state prediction and lathing strategy optimization for the wheelset of urban rail train[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2014.
- [9] 王珍. 动车组整车轮对镟修优化决策模型的研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2013. WANG Zhen. Study on the model of the re-profiling strategy optimization about the whole wheelset wearing electric multiple unit[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2013.

(收稿日期:2021-01-22)

(上接第12页)

- [10] LIU Q, GUO Q, WANG W, et al. An automatic detection algorithm of metro passenger boarding and alighting based on deep learning and optical flow[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 1.
- [11] DOSOVITSKIY A, FISCHER P, ILG E, et al. FlowNet: learning optical flow with convolutional networks[C]//2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Santiago: IEEE, 2016: 2758.
- [12] SUN D, YANG X, LIU M Y, et al. PWC-net: CNNs for optical flow using pyramid, warping, and cost volume[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.

Salt Lake City, UT: IEEE, 2018: 8934.

- [13] GUNJAL P R, GUNJAL B R, SHINDE H A, et al. Moving object tracking using Kalman filter[C]//2018 International Conference on Advances in Communication and Computing Technology (ICACCT). Sangamner: IEEE, 2018: 544.
- [14] SAHBANI B, ADIPRAWITA W. Kalman filter and iterative-hungarian algorithm implementation for low complexity point tracking as part of fast multiple object tracking system[C]//2016 6th International Conference on System Engineering and Technology (ICSET). Bandung: IEEE, 2017: 109.

(收稿日期:2023-02-22)