

文章编号:1671-1637(2026)07-0027-12

基于改进 YOLOv8s 算法的地铁轨道缺陷 目标智能检测方法

崔广炎^{1,2}, 李宇杰², 王艳辉^{*1}, 安洁², 赵文岳², 张泰¹

(1. 北京交通大学 交通运输学院, 北京 100044; 2. 北京市地铁运营有限公司, 北京 100044)

摘要:针对轨道状态检测中的小尺寸目标、样本不均衡、检测精度低和实时性要求高等问题,提出了一种融合小目标检测算法和 Focal Loss 损失函数的地铁轨道缺陷目标检测方法;通过数据清洗和图像标注构建了 TrackScanner 缺陷数据集,并针对数据集存在的“小目标样本”和“正负样本不均衡”问题,在 YOLOv8s 算法的基础上进行针对性改进;针对“小目标样本”问题增加了轻量化的双重注意力机制模块、真内卷模块和检测尺度为 160×160 的小目标检测头,通过联合改进措施提升算法对关键细节的关注度;针对“正负样本不均衡”问题引入了 Focal Loss 损失函数,此改进通过权重因子和损失因子调节损失函数预测结果值;通过模型训练与消融试验,对比分析了本文所提算法在轨道状态检测领域的效果和优势。研究表明:改进 YOLOv8s 算法的 mAP_{50} 、 F_1 和检测效率分别为 71.70%、73.43% 和 46.84 帧 $\cdot s^{-1}$,对扣件缺失、扣件反装、扣件移位、扣件断裂、道床异物和轨面擦伤等缺陷目标的检测精度分别为 82.6%、65.8%、72.3%、25.3%、95.6% 和 88.6%。本研究适用于地铁轨道缺陷目标检测工作,可有效提升轨道巡检人员的工作效率,对保障轨道列车的安全运营至关重要。

关键词:轨道交通;轨道缺陷;YOLOv8s 算法;小目标检测;地铁线路;轨道扣件;轨面擦伤

中图分类号:U231 **文献标志码:**A **DOI:**10.19818/j.cnki.1671-1637.2026.049

Intelligent detection method for metro track defect targets based on improved YOLOv8s algorithm

CUI Guang-yan^{1,2}, LI Yu-jie², WANG Yan-hui^{*1}, AN Jie², ZHAO Wen-yue², ZHANG Tai¹

(1. School of Traffic and Transportation, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China;

2. Beijing Mass Transit Railway Operation Co., Ltd., Beijing 100044, China)

Abstract: For the problems of small-sized targets, sample imbalance, low detection accuracy, and high real-time requirements in track state detection, a detection method for metro track defect targets fusing a small target detection algorithm and the Focal Loss function was proposed. The TrackScanner defect dataset was constructed through data cleaning and image annotation. For the problems of “small target samples” and “unbalanced positive and negative samples” existing in the dataset, targeted improvements were made on the basis of the YOLOv8s algorithm. To

出版历程:2025-03-07 收稿,2025-08-13 修回,2025-09-26 录用

基金项目:国家重点研发计划(2020YFB1600700);北京市自然科学基金-丰台轨道交通前沿研究联合基金(L231001)

作者简介:崔广炎(1994-),男,河北衡水人,工学博士,博士后,E-mail:19114072@bjtu.edu.cn。

* 通信作者:王艳辉(1974-),男,河北保定人,教授,博士生导师,工学博士,E-mail:wangyanhui@bjtu.edu.cn。

引用格式:崔广炎,李宇杰,王艳辉,等. 基于改进 YOLOv8s 算法的地铁轨道缺陷目标智能检测方法[J]. 交通运输工程学报,2026,26(7): 27-38.

Citation: CUI Guang-yan, LI Yu-jie, WANG Yan-hui, et al. Intelligent detection method for metro track defect targets based on improved YOLOv8s algorithm[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2026, 26(7): 27-38.

address the problem of “small target samples”, a lightweight dual attention mechanism module, an involution module, and a small target detection head with a detection scale of 160×160 were added. The attention of the algorithm to key details was enhanced through joint improvement measures. To address the problem of “unbalanced positive and negative samples”, the Focal Loss function was introduced. This improvement regulated the predicted result value of the loss function through a weight factor and a loss factor. Through model training and ablation experiments, the effects and advantages of the proposed algorithm in the field of track state detection were compared and analyzed. Research results indicate that the mAP_{50} , F_1 , and deflection efficiency of the improved YOLOv8s algorithm are 71.70%, 73.43%, and 46.84 frame $\cdot s^{-1}$, respectively, and the detection accuracies for defect targets such as missing fastener, reversed fastener, shifted fastener, broken fastener, foreign object on the track bed, and rail surface abrasion are 82.6%, 65.8%, 72.3%, 25.3%, 95.6%, and 88.6%, respectively. This research is applicable to the detection work of metro track defect targets, can effectively enhance the work efficiency of track inspection personnel, and is crucial for ensuring the safe operation of track trains.

Keywords: rail transit; track defect; YOLOv8s algorithm; small object detection; subway line; rail fastener; rail surface abrasion

Publication history: Received 2025-03-07; Received in revised form 2025-08-13; Accepted 2025-09-26

Funding: National Key R&D Program of China (2020YFB1600700); Natural Science Foundation of Beijing (L231001)

* **Corresponding author:** WANG Yan-hui, professor, PhD, E-mail: wangyanhui@bjtu.edu.cn.

0 引 言

随着城市轨道交通的快速发展,对地铁的运营安全和维修保障也提出了更严苛的要求。地铁轨道作为城市轨道交通系统的生命线,其安全状态直接影响着地铁车辆运营的安全性和平稳性,同时也会影响乘客的出行安全和乘坐体验。因此,对地铁线路轨道状态进行及时、精准的检测,对保障城市轨道交通安全、高效运营及乘客的生命财产安全具有重要意义。

截至目前,对地铁线路轨道状态^[1-2]的安全检测仍以人工巡检为主,该方式虽简单易行但耗时费力、效率低下且主观性强,难以满足日益增长的运维发展需求。随着科学技术的快速发展,多种非接触式无损检测方法不断被提出并应用在城市轨道安全状态检测领域,如超声波、电磁波、电涡流、漏磁、激光全息检测等方法^[3]。近年来,随着人工智能和计算机视觉技术^[4-6]的快速崛起,以深度学习算法为框架的图像分类、目标检测、实例分割、关键点检测等一系列算法逐渐成为研究热点^[7]。该系列算法仅需要对图像数据进行标注、卷积、分类和回归计算,便可解决行业内存在的众多故障检测^[8-10]问题。

对地铁线路轨道状态的检测可转化为对钢轨、扣件和道床等主要元件的检测,目前对钢轨扣件的检测研究最为火热^[11-14],包含对扣件缺失、反装、断裂和移位等缺陷的检测^[8,15-17]。根据算法网络框架的区别,可分为一阶段的 YOLOv4、YOLOv5、YOLOv8^[18-21]算法以及基于区域建议网络(Region Proposal Network, RPN)的两阶段算法如 Faster R-CNN^[22]、Mask R-CNN^[23]算法。针对钢轨擦伤缺陷,张博等^[24]提出了一种基于计算机视觉的钢轨擦伤检测算法,以解决采集图像受光照影响较大的问题。李浪怡等^[20]通过改进 YOLOv5 算法实现对轨面缺陷的自动检测,检测精度和检测效率分别可达到85.1%和43.7 帧 $\cdot s^{-1}$ 。邹文武等^[25]通过改进 EfficientDet 算法实现对轨道扣件状态的检测,检测准确率最高达到96.82%。针对道床上部异物检测,陈正兴^[26]通过改进 Mask R-CNN 算法的 FPN 和 RPN 网络提出了一种半监督的支持向量数据描述算法,以实现道床异物的检测。针对无砟轨道道床异物检测较难的问题,刘宇鸣^[27]提出了一种基于对称性度量学习视觉检测算法,提高了检测系统的泛化能力。针对复杂环境中轨道侵限异物检测难度较高的问题,胡波等^[28]通过改进 YOLOv10 算法实

现对多尺度侵限异物的检测。上述研究在各自领域均取得了较好的检测结果,但缺乏对轨道整体状态的综合性检测,所提算法难以有效解决轨道检测存在的多种不同形态缺陷问题,模型泛化能力较差。同时,随着新技术的提出,以往目标检测算法在检测精度及效率上难以满足轨道巡检的业务需求。特别是针对小目标样本或正负样本不平衡检测任务,现有深度学习算法难以解决特定场景下的检测任务,对算法的检测性能提出了更高的要求。

因此,本研究从地铁线路巡检的实际情况出发,针对实测图像数据中存在的检测目标尺寸较小、正负样本分布不平衡等问题,对 YOLOv8s 算法进行相应的改进,以适应实际巡检过程中对多类型缺陷目标的综合检测,并满足轨道巡检人员对检测精度和速度的要求。本研究可有效提升轨道巡检人员的工作效率,对保障轨道列车的安全运营至关重要。

1 改进的 YOLOv8s 算法

1.1 算法原理及网络框架

YOLO(You Only Look Once)系列算法作为一

阶段目标检测算法的代表,因其快速、精准而逐渐成为目标检测领域的首选算法之一。Ultralytics 公司在 2023 年 5 月份推出了可用于目标分类、检测、实例分割、多对象追踪和姿态估计任务的 YOLOv8 算法^[29],该模型在检测精度和执行效率方面均优于绝大多数模型,是计算机视觉领域的新发展。YOLOv8s 算法在实时性、小目标检测和多尺度适应性方面存在优势。地铁轨道检测对实时性要求高,而 YOLOv8s 能够在保证精度的同时提供快速推理。相比其他模型,如 Faster R-CNN 和 RetinaNet, YOLOv8s 更适合处理地铁轨道中小且复杂的目标,且其轻量化设计在资源有限的环境下表现优越。在兼顾辨识精度和推理速度的情况下^[29],本文选择 YOLOv8s 模型进行改进,如图 1 所示。其中, k 为卷积核尺寸, s 为滑动步长, p 为边缘零填充, c 为输出通道数。模型的深度因子 d 、宽度因子 w 和比例 r 分别为 0.33、0.50 和 2.0,如图 2 左上角表格所示。针对轨道图像数据存在的缺陷目标尺寸较小和正负样本不平衡的问题,本研究进行了针对性改进,在 YOLOv8s 算法框架的基础上增

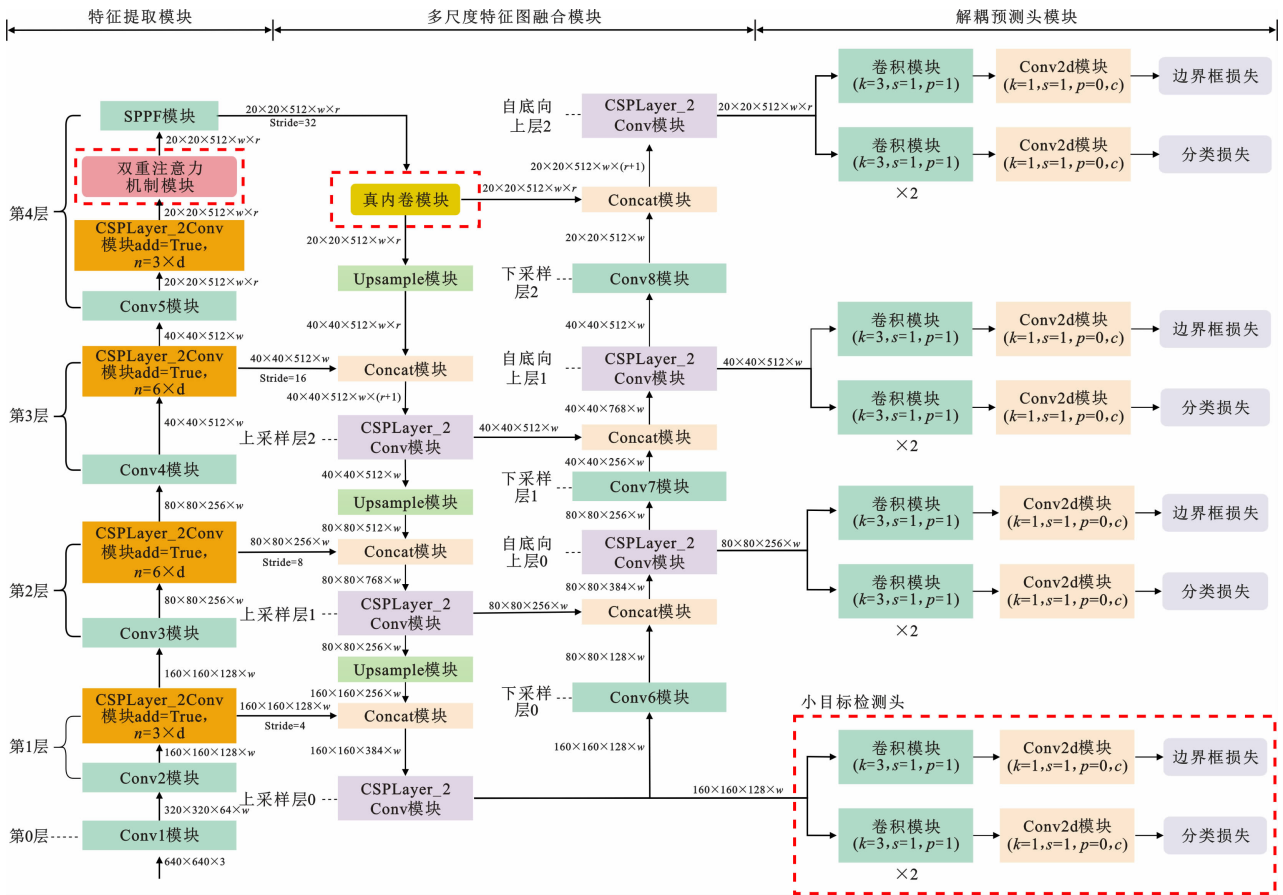


图 1 改进的 YOLOv8s 算法主框架

Fig. 1 Main framework of improved YOLOv8s algorithm

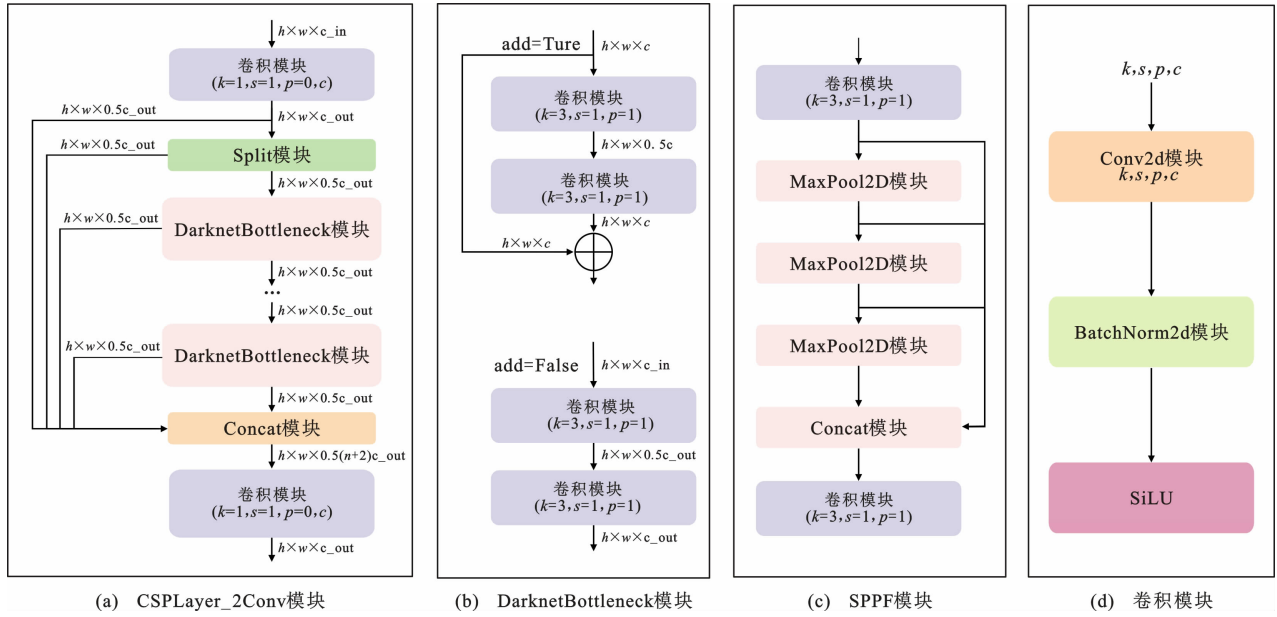


图2 改进的 YOLOv8s 算法细节模块

Fig. 2 Detailed modules of improved YOLOv8s algorithm

加了轻量化的双重注意力机制模块(Convolutional Block Attention Module, CBAM)^[30]、真内卷模块(Involution)^[31]和检测尺度为 160×160 的小目标检测头,如图1中红框所示。

改进的 YOLOv8s 算法主框架由特征提取模块(Backbone)、多尺度特征图融合模块(Neck)及解耦预测头模块(Head)组成,各模块协同实现从原始图像到目标检测结果的端到端推理。Backbone 主干网络作为模型的基础架构,通过分层下采样逐步提取输入图像的多层次语义特征并生成多尺度特征图。多尺度特征图融合模块通过上采样层 Upsample 与特征对齐放大特征图,通过连接层 Concat 进行跨尺度特征图拼接,此过程可有效缓解目标检测中常见的小目标漏检与大目标定位偏差问题。融合后的特征图在 Head 中,通过独立分支并行处理目标分类 Cls Loss 与边界框回归 Bbox Loss 任务并输出检测结果,输出结果通过非极大值抑制处理后得到最终检测框。改进后的 YOLOv8s 算法可以提升对小尺寸目标的检测精度,具有较强的迁移能力,能够应用于存在小目标识别难题的工程领域。

主框架包含众多细节模块如 CSPLayer_2Conv、DarknetBottleneck、SPPF(Spatial Pyramid Pooling-fast)和卷积模块,如图2所示。其中, n 为内部堆叠的瓶颈残差块数量, h 为特征图高度。CSPLayer_2Conv 由 DarknetBottleneck 模块、Split 模块和卷积模块等组成,通过残差连接避免了深层

网络梯度消失问题,提升了训练稳定性,可有效平衡特征提取效率与模型复杂度。DarknetBottleneck 模块通过深度可分离卷积减少 FLOPs 达 65%,通过跳跃连接(Shortcut)融合浅层细节与深层语义信息。SPPF 模块解决了小目标检测中因感受野不足而导致的漏检问题,强化了多尺度特征表示能力。卷积模块由卷积层、批量归一化和 SiLU 激活函数组成,主要用于特征提取。

1.2 小目标检测算法改进

由于小目标缺陷的尺寸较小,导致算法在进行特征提取和损失计算时较难对其进行有效辨识,因此本研究首先在特征提取模块中增加轻量化的 CBAM^[30],如图3所示。在地铁轨道状态检测时, CBAM 模块帮助模型更好地关注轨道上的关键细节,从而提高小目标和背景复杂情况下目标的检测精度。CBAM 包含通道注意力模块(Channel Attention Module, CAM)和空间注意力模块(Spatial Attention Module, SAM),其核心思想是分2个阶段对输入特征图进行精炼,首先确定哪些通道是重要的,在此基础上再次确定哪里存在重要信息。这种双重注意力机制使算法能够全面、有效的捕获特征图中的关键信息。输入特征先后通过通道注意力模块和空间注意力模块进行调整,并将调整后的特征进行融合处理以增强图像特征供后续使用。其中,共享多层感知机作为一种神经网络架构,主要用于多任务学习或多模态学习的场景。

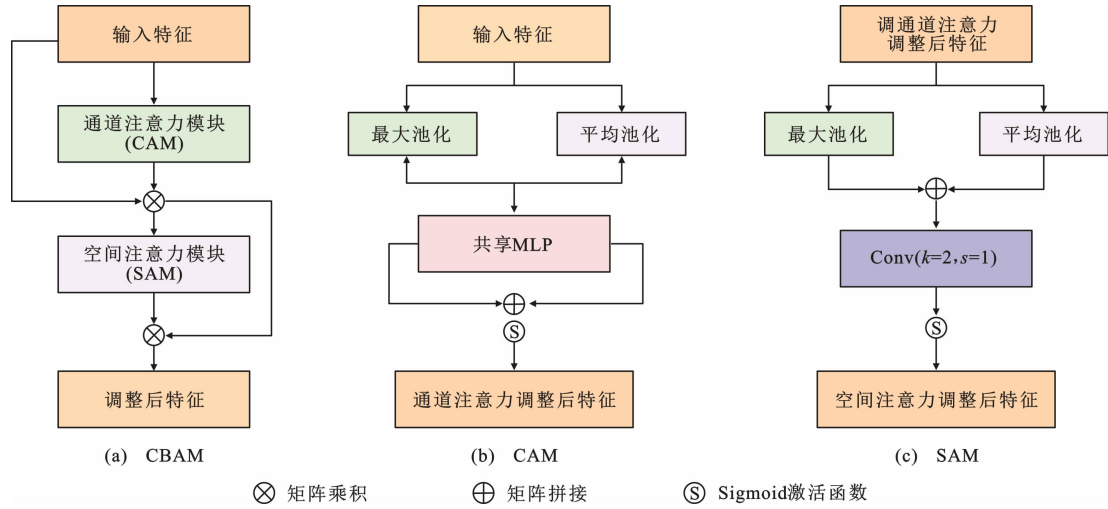


图 3 双重注意力机制模块

Fig. 3 Dual attention mechanism module

其次,在原有多尺度特征图融合模块中增加 Involution 模块,如图 4 所示,其中, C 为特征通道数, K 为内卷核的空间尺寸, G 为分组数,把 C 个通道分为 G 组。Involution 模块包含 2 个与卷积相对称的特征,即通道无关和特定于空间。真内卷可以在更大的空间范围内融合关键信息,并通过权重自适应分配策略实现对空间域中视觉元素的优先级排序^[31]。在地铁轨道状态检测时,Involution 模块能够提取局部特征,增强模型对复杂环境中目标的感知能力,提升在不同角度、遮挡和光照变化下的检测效果。

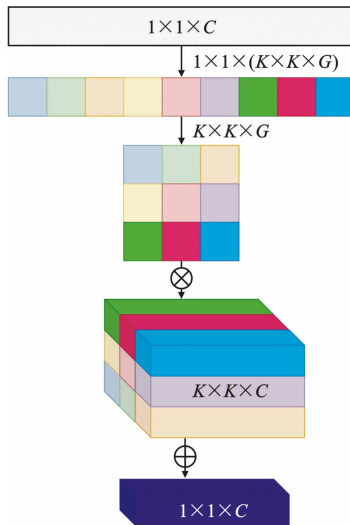


图 4 Involution 模块

Fig. 4 Involution module

最后,在解耦预测头模块中增加检测尺度为 160×160 的小目标检测头,实现对小目标样本的分类预测和边界框损失计算。增加小目标检测头的核心思想是通过引入额外的分支网络来实现像素级预

测^[32],其优势在于可以针对性地处理不同尺度和精细度的语义信息。在地铁轨道状态检测时,小目标检测头能够更准确地定位和分类地铁轨道中的小缺陷,提高对小目标检测精度。

综上,本研究通过增加双重注意力机制、真内卷和小目标检测头来改进原有 YOLOv8s 网络,从而实现对小目标检测算法的精准辨识。

1.3 损失函数改进

在深度学习领域,损失函数可有效评估每个样本真实值和预测值之间的差距程度。在模型训练阶段,可通过模型的前向和反向传播来降低损失值并更新权重参数,从而得到用于推理的最佳模型权重,在解耦头模块中包含分类损失和回归损失 2 类损失值。为解决一阶段目标检测算法中正负样本数量不平衡的问题而引入 Focal Loss 损失函数^[33]。

该函数通过权重因子 α_i 调节正负样本损失之间的比例,利用调制因子 γ 降低易分样本的损失贡献,表示为

$$F_L(p_t) = -\alpha_t(1-p_t)^\gamma \lg(p_t) \quad \gamma \in [0, 5] \quad (1)$$

$$\alpha_t = \begin{cases} \alpha & y=1 \\ 1-\alpha & y=-1 \end{cases} \quad (2)$$

$$p_t = \begin{cases} p & y=1 \\ 1-p & y=-1 \end{cases} \quad (3)$$

式中: $F_L(p_t)$ 为损失函数; y 为前景或背景,取 1 或 -1; α 为损失权重, $\alpha \in [0, 1]$; p 为模型预测是前景的概率,取值范围为 0~1。

权重因子 α_i 和调制因子 γ 相互组合,进而影响损失函数的预测结果。权重因子 α_i 和调制因子 γ 分别取 0.25 和 2.0,此时对正负样本数量不均衡问

题的调节效果最佳^[33]。

2 轨道状态缺陷数据集构建

2.1 数据清洗与图像标注

在 2023 年 11 月 21 日、12 月 3 日,利用车载检测设备搭载激光相机对某地铁线路的轨道状态进行了检测,共得到 1 215 张图像。图像分辨率为 1 mm,检测速度为 $50 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$,图像增益为 6.0,曝光时间为 $17 \mu\text{s}$ 。为保证数据集的质量,通过去除重复和模糊的图像对原始数据进行筛选,最终得到

983 张高质量图像。图像数据共包含 6 种缺陷目标,即扣件缺失、扣件反装、扣件移位、扣件断裂、道床异物和轨面擦伤,如图 5 所示。使用 LabelImg 软件进行标注,标注后的图像会在指定路径下生成同名的.xml 文件,之后需将其转换为 YOLO(.txt)格式。所有轨道图像均按照年份+6 位序号的格式进行命名,如 2024_000001.jpg,并将自定义数据集命名为 TrackScanner。为便于计算,标签以其名字首字母命名(如 dcyw),并编写至对应的 TrackScanner_classes.json 文件。

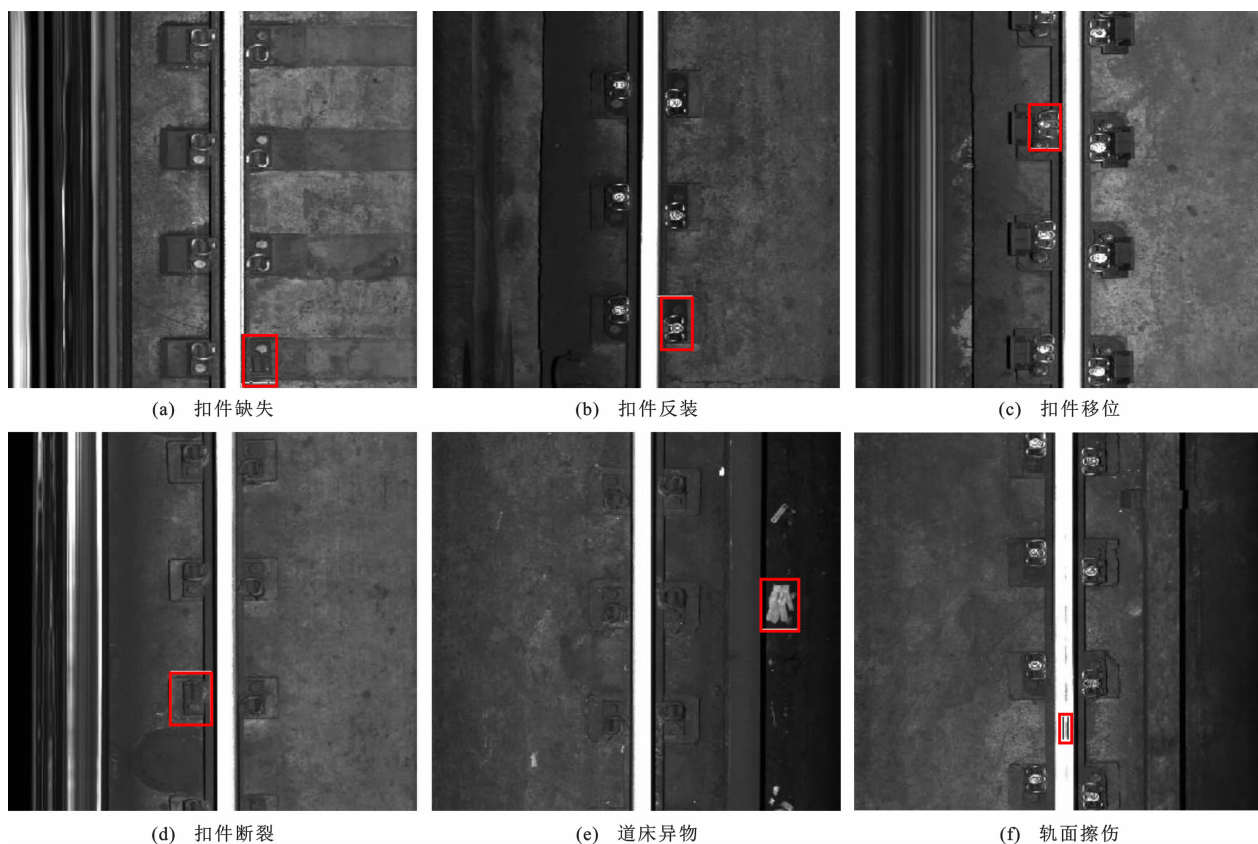


图 5 轨道缺陷目标类型

Fig. 5 Target types of track defects

2.2 数据集构建

TrackScanner 数据集包含 data.yaml 配置文件和 Train、Test、Validation 标签文件,Images 和 labels 文件夹分别存储源图片和与之对应的标注文件。训练集、验证集和测试集按照 8 : 1 : 1 的比例进行划分,各包含 786、98、99 张图片,如表 1 所示。

TrackScanner 数据集共包含 983 张高质量图像和 1 032 个缺陷目标,其中道床异物类缺陷最多为 504 个,轨面擦伤和扣件缺失类缺陷,如反装、移位和断裂类缺陷目标的数量仅为 19、25 和 4 个,因此可将此 3 类缺陷称为小样本缺陷目标。同时,本研究统计了每类缺陷目标边界框面积与图片面积的

表 1 TrackScanner 数据集划分

Table 1 TrackScanner dataset split

数据集名称	图片数量/张	扣件缺失数量/个	扣件反装数量/个	扣件移位数量/个	扣件断裂数量/个	道床异物数量/个	轨面擦伤数量/个
训练集	786	150	15	21	2	408	229
验证集	98	21	1	2	1	51	26
测试集	99	22	3	2	1	45	32
合计	983	193	19	25	4	504	287

平方根,6 类缺陷目标的比值范围为 $2.83\% \sim 10.65\%$,如图 6(b)所示。根据小目标样本相对尺度的定义^[32-33],当目标边界框面积与图片面积的平

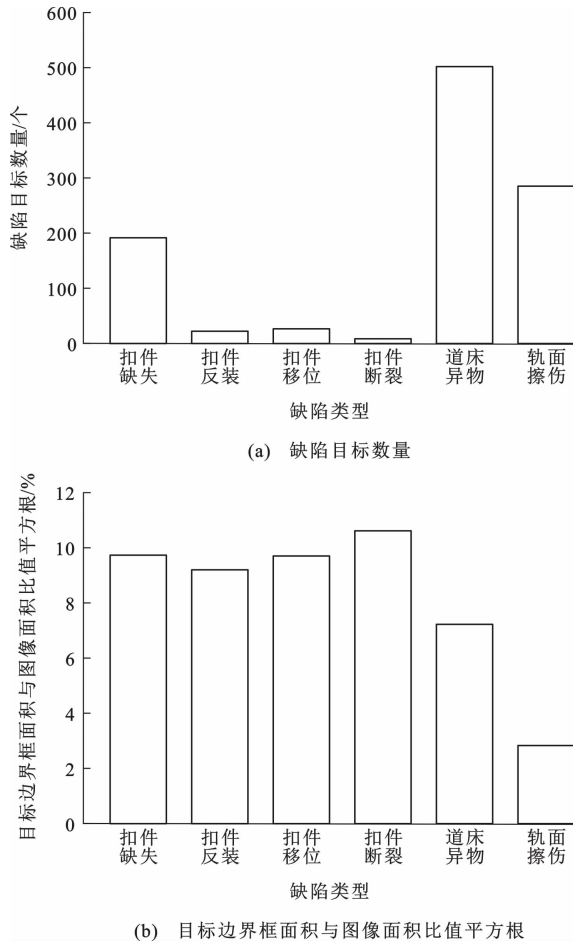


图 6 TrackScanner 数据集统计

Fig. 6 Statistics of TrackScanner dataset

方根小于 3% 时,可将此类目标定义为小目标样本。轨面擦伤类缺陷目标边界框面积与图片面积的平方根仅为 2.83%,符合小目标样本相对尺度的定义。

经计算,平均每张图片中缺陷目标的数量为 1.05 个,因此轨道类缺陷目标具有稀疏性,即在进行算法训练时每张图片中能够匹配到的目标候选框(正样本)个数仅有十几个至几十个,而没有匹配到的目标候选框(负样本)则有几千至数十万个。因此,会出现正负样本不均衡的问题,导致过多的负样本淹没掉少量但有助于训练的正样本。

2.3 问题分析

经过上述对 TrackScanner 数据集和缺陷图像的特性分析,可总结出该数据集存在的 4 个主要问题。

(1) TrackScanner 数据集缺陷目标数量不均衡,呈长尾分布。

(2) 扣件反装、移位和断裂类缺陷目标的数量仅为 19、25 和 4 个,因此可将此 3 类缺陷称为小样本缺陷目标。

(3) 轨面擦伤类缺陷目标边界框面积与图片面积的平方根仅为 2.83%,属于小目标样本。

(4) 平均每张图片中缺陷目标的数量仅为 1.05,因此数据存在正负样本不均衡问题。

针对数据集存在的长尾分布和小样本缺陷目标的问题,可以通过数据增强或小样本学习的方式进行改善。本文利用 YOLOv8s 算法自带的在线数据增强 (Mosaic、Mixup、Randomperspective 和 HSV augment) 模块进行数据处理。针对小目标样本和正负样本不均衡问题,本研究在 YOLOv8s 算法的基础上分别从算法本身和损失函数两方面进行改进。

3 检测结果分析与对比

本研究的硬件环境为 NVIDIA Tesla T4 GPU, 16 GB 内存,CPU 为 Intel(R) Xeon(R) Gold 5320 CPU@ 2.20 GHz (16 cores)。软件运行环境为 PyTorch2.1.0、Python3.10 (Ubuntu20.04.6 LTS) 以及 CUDA11.8。

3.1 参数配置及评估指标

精确率(P)表示预测为正类的正样本占总正类样本的比例,用于衡量误检程度,也称为查准率。召回率(R)表示预测为正类的正样本被正确预测的比例,用于衡量漏检程度,也称为查全率。 F_1 分数用于衡量二分类模型的精确度,被定义为精确率和召回率的调和平均数。平均检测精度被定义为精确率-召回率($P-R$)曲线下的面积,并被计算为 0~1 范围内的 101 个召回率水平上的平均精确率。 m_{AP} 为所有目标类别平均检测精度 (Average Precision, AP) 的平均值。本研究均采用交并比 (Intersection over Union, IOU) 阈值为 0.5 时的平均精度值,记为 mAP_{50} 。同时,选择每秒帧数 (Frames Per Second, FPS) 指标作为检测效率指标用于评估模型在给定硬件设备上的处理速度,即每秒帧率。各参数计算如下

$$P = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FP}} \quad (4)$$

$$R = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FN}} \quad (5)$$

$$F_1 = \frac{2P+R}{P+R} \quad (6)$$

$$m_{AP} = \frac{1}{a} \sum_{i=1}^a \int_0^1 P_i R_i dR_i \quad (7)$$

式中: N_{TP} 为被模型预测为正类的正样本; N_{TN} 为被模型预测为负类的负样本; N_{FP} 为被模型预测为正

类的负样本; N_{FN} 为被模型预测为负类的正样本; a 为被检测目标总数。

3.2 检测结果分析

算法自动将输入图像尺寸变为 640×640 , 批尺寸 (Batch Size) 为 16, 采用随机梯度下降方法作为优化器, 初始学习率为 0.01, 时期为 300 轮, 其他参数采用默认值。

YOLOv8s 算法会自动保存训练过程中损失最小的权重文件 best.pt, 并将其作为验证和预测推理的权重参数使用。经验证, 改进后的 YOLOv8s 算法在测试集上的 mAP_{50} 、 F_1 和检测效率分别为 71.70%、73.43% 和 46.84 帧 $\cdot s^{-1}$, 对扣件缺失、扣件反装、扣件移位、扣件断裂、道床异物和轨面擦伤类缺陷目标的检测精度分别为 82.6%、65.8%、

72.3%、25.3%、95.6% 和 88.6%, 如表 2 所示。同时, 分别选择 2 组数据 (A、B 组) 用于展示改进的 YOLOv8s 算法对轨道缺陷目标的检测效果, 每组数据包含 16 张图片, 检测结果如图 7 所示。A 组 16 张图片中的所有缺陷目标均能被正确检测, B 组数据除第 2 张图片中的扣件移位被误检为扣件缺失外, 其余 15 张图片中的缺陷目标均被正确检测。结果表明, 本研究提出的改进 YOLOv8s 算法能够对多类缺陷目标进行实时、精准检测。

为验证本文算法的优越性, 选择目标检测领域中 5 种具有代表性的算法进行对比, 其中 Faster R-CNN^[22]、Cascade R-CNN 属于两阶段目标检测算法, 而 YOLOv5^[32]、YOLOv8s 和 YOLOv10^[34] 属于一阶段目标检测算法, 检测结果如表 2 所示。

表 2 不同算法检测结果对比

Table 2 Comparison of detection results of different algorithms

算法	对各类缺陷目标的检测精度/%						$mAP_{50}/\%$	$F_1/\%$	检测效率/ (帧 $\cdot s^{-1}$)
	扣件缺失	扣件反装	扣件移位	扣件断裂	道床异物	轨面擦伤			
Faster R-CNN	89.2	32.5	50.0	5.8	65.9	74.3	52.95	65.80	9.57
Cascade R-CNN	90.9	33.6	76.4	11.6	68.4	68.3	58.20	69.40	7.39
YOLOv5	81.4	33.2	66.3	8.9	94.2	66.1	58.35	67.98	74.85
YOLOv8s	84.2	35.5	69.5	16.6	94.9	86.6	64.55	71.56	70.92
YOLOv10	80.9	49.7	33.2	0.0	85.4	60.8	62.00	65.54	136.99
本文算法	82.6	65.8	72.3	25.3	95.6	88.6	71.70	73.43	46.84

检测结果表明, 本文算法在测试集上的 mAP_{50} 和 F_1 相比其他几种算法更高, 分别为 71.70%、73.43%。但由于本文算法增加了较多模块, 大幅提升了网络参数量, 检测效率出现下降, 检测效率降低为 46.84 帧 $\cdot s^{-1}$ 。其中, 两阶段算法 Faster R-CNN 和 Cascade R-CNN 的检测效率最低, 检测效率分别为 9.57、7.39 帧 $\cdot s^{-1}$ 。相较于单阶段算法 YOLOv10, 改进算法在 mAP_{50} 和 F_1 指标方面分别提升 9.97% 和 7.89%, 但在检测效率方面存在劣势。

检测表明, 正负样本不均衡会影响检测结果精度, 其中扣件缺失、道床异物和轨面擦伤类缺陷目标的数量最多, 其检测效果也最好, AP 分别为 82.6%、95.6% 和 88.6%, 而对扣件反装、扣件移位和扣件断裂类缺陷目标的检测精度则相对较低。由于原始数据集中扣件断裂类缺陷目标的数量仅有 4 个, 其对应的检测精度也最低, 仅为 25.3%。在去除扣件反装、扣件移位和扣件断裂等 3 类缺陷目标的检测精度后, 本文算法对扣件缺失、道床异物和轨面擦伤等 3 类缺陷目标的平均检测精度 mAP_{50} 可达到 88.93%, 满足轨道状态综合巡检要求。

为提升模型的可解释性, 明确模型的关注焦点,

本研究在测试集中选择一组图像数据通过 Grad-CAM (Gradient-weighted Class Activation Mapping) 方法^[35]进行可视化处理, 如图 8 所示。结果表明, 改进算法对扣件缺失、轨面擦伤和道床异物类缺陷进行检测时更能关注其缺陷区域, 而对扣件反装、扣件移位和扣件断裂类缺陷的检测效果较差, 尤其对扣件断裂类缺陷检测效果最差, 此结论与前述结论一致, 与样本数据有关。

3.3 消融试验

为验证小目标检测算法和 Focal Loss 损失函数对原 YOLOv8s 算法的改进效果, 构建了消融试验, 检测结果如表 3 所示。

在 YOLOv8s 算法的基础上增加对应的小目标检测模块, 算法的 mAP_{50} 和 F_1 值分别提升了 1.53% 和 1.77%。针对轨面擦伤类小尺寸缺陷目标, 改进算法的检测精度 AP 提升了 1.7%, 表明改进的小目标检测算法能有效提升算法对小尺寸目标的检测精度。由于增加的小目标检测算法包含双重注意力机制模块、真内卷模块和小目标检测头等 3 部分, 不可避免地带来参数量的提升, 导致改进算

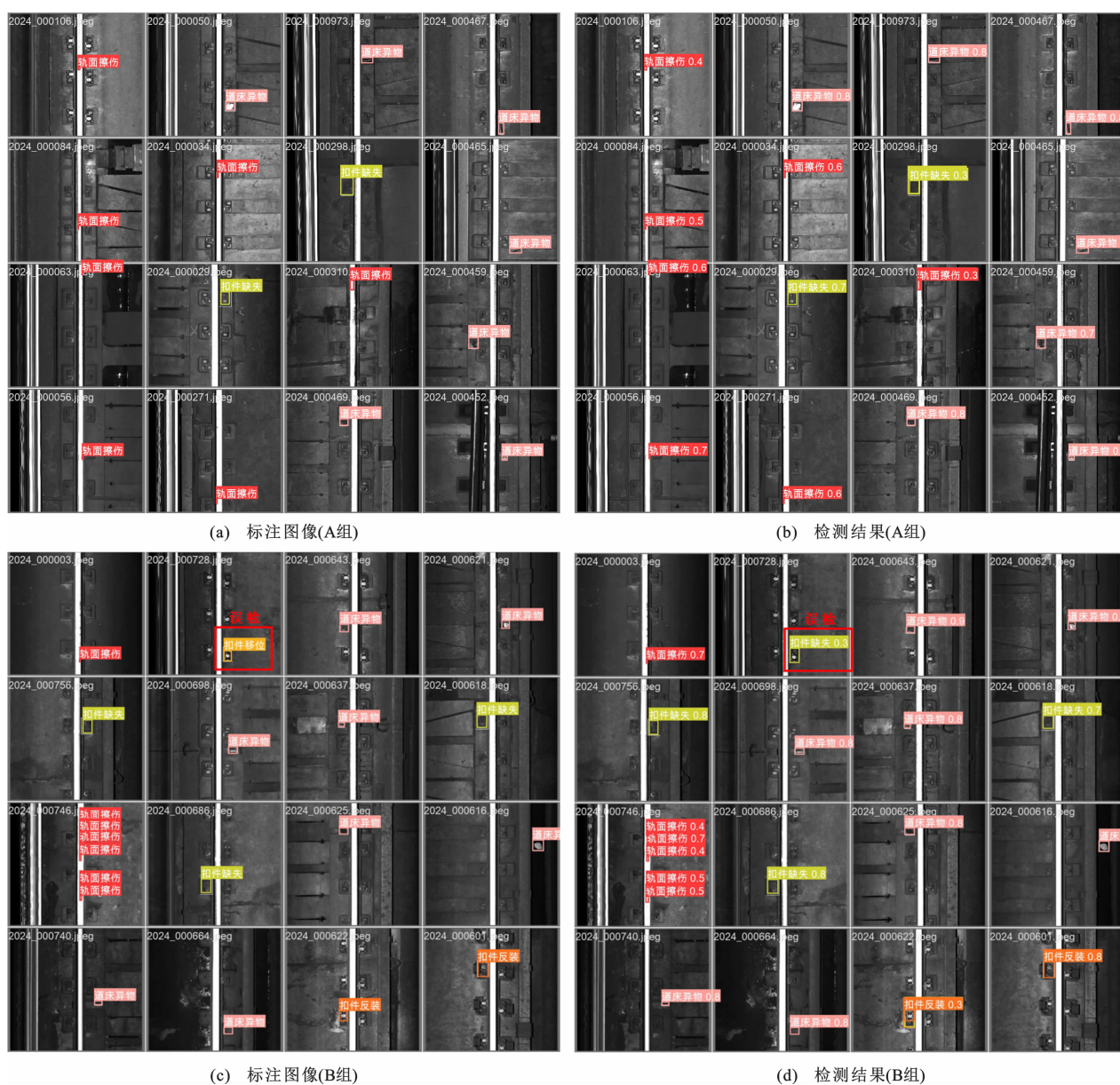


图 7 改进的 YOLOv8s 算法检测结果

Fig. 7 Detection results of improved YOLOv8s algorithm

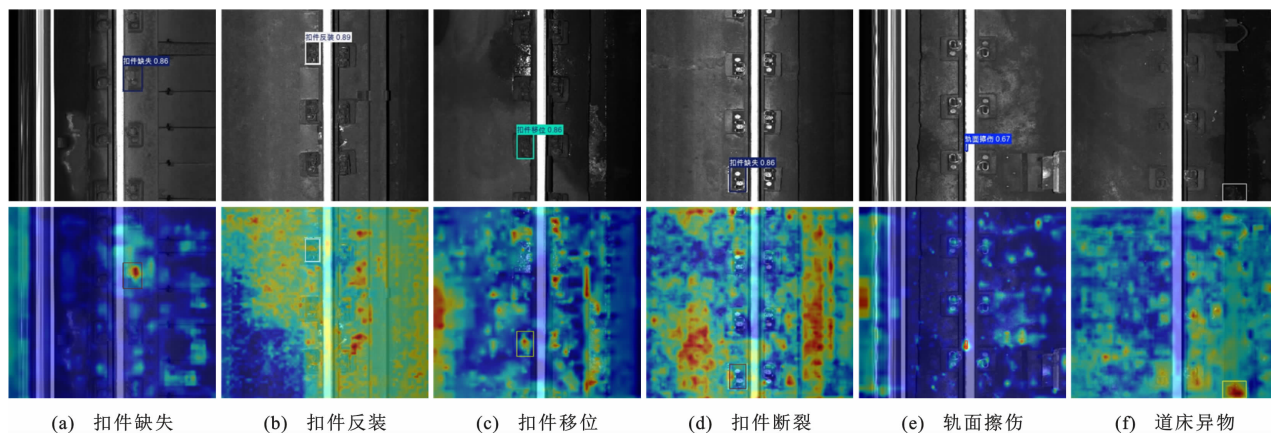


图 8 Grad-CAM 检测结果

Fig. 8 Detection results of Grad-CAM

表 3 不同改进方法检测结果对比

Table 3 Comparison of detection results of different improved methods

算法	对各类缺陷目标的检测精度 AP/%						mAP ₅₀ /%	F ₁ /%	检测效率/ (帧·s ⁻¹)
	扣件缺失	扣件反装	扣件移位	扣件断裂	道床异物	轨面擦伤			
YOLOv8s	84.2	35.5	69.5	16.6	94.9	86.6	64.55	71.56	70.92
YOLOv8s+小目标 检测算法	83.3	42.3	68.9	18.3	95.4	88.3	66.08	73.33	48.31
YOLOv8s+损失函数	78.7	62.4	63.8	16.6	92.3	84.2	66.33	66.05	71.94
本文算法	82.6	65.8	72.3	25.3	95.6	88.6	71.70	73.43	46.84

法的检测效率降低为48.31 帧·s⁻¹,但在可容忍的范围内。

在 YOLOv8s 算法的基础上增加 Focal Loss 损失函数后,改进算法的 mAP₅₀ 和检测效率分别提升了1.78%和1.02 帧·s⁻¹,但 F₁ 降低了5.51%。结果表明,Focal Loss 损失函数对正负样本不均衡问题具有较好的平衡效果,同时不会降低算法的检测效率。

在同时增加小目标检测模块和 Focal Loss 损失函数后,本文算法的 mAP₅₀ 和 F₁ 分别提升了7.15%和1.87%,且针对轨面擦伤类小目标缺陷,检测精度 AP 提升了2.00%。但是增加的模块会造成算法检测效率的降低,检测效率降低为46.84 帧·s⁻¹。在实际检测时,在检测效率可容忍的情况下,可尽可能追求检测精度的提升。

3.4 实际应用

基于地铁公司运营现状和安全需求,线路专业须在车辆正式运营前通过人工巡检、轨检车、巡检梁或探伤车等方式对轨道状态进行巡视检查,以保障地铁运营安全和乘客出行体验。结合线路公司巡检工作,在实际巡检过程中发现的具体问题包括:道床异物(如施工遗留物、轻质漂浮物等),轨道及道床开裂、翻浆冒泥,扣件缺失、螺栓脱落、弹条断裂,钢轨表面伤损、剥离掉块等。

在线路公司巡检过程中,可将本研究提出的轨道状态智能检测算法应用于巡检梁和综合检测车项目中,以实现算法与巡检装备的融合应用,赋能轨道状态维修决策和运营维护。

4 结 语

(1)本研究针对轨道状态检测中的小尺寸目标、样本不均衡、检测精度低和实时性要求高等问题,系统地提出了一种融合小目标检测算法和 Focal Loss 损失函数的地铁线路轨道状态检测方法。

(2)在数据集构建方面,本研究通过数据清洗和

图像标注构建了 TrackScanner 缺陷数据集,为后续的算法训练和验证提供了可靠的数据基础。针对数据集存在的小目标样本和正负样本不均衡问题,本研究在 YOLOv8s 算法基础上进行了针对性改进。

(3)在算法改进方面,本研究增加了轻量化的双重注意力机制模块、Involution 模块和检测尺度为160×160 的小目标检测头,有效提升了小尺寸目标的检测精度。同时,引入 Focal Loss 损失函数解决了正负样本不均衡的问题,进一步提高了算法的整体性能。

(4)通过模型训练与消融试验,本研究对比分析了所提算法在轨道状态检测领域的效果和优势。研究结果表明,改进的 YOLOv8s 算法在 mAP₅₀、F₁ 和检测效率等方面均取得了显著提升,对各类缺陷目标的检测精度也达到了较高水平。

(5)随着深度学习技术的不断发展,改进后的 YOLOv8s 算法可进一步优化和拓展应用场景,如道路监控中的裂缝检测、交通标线检测等,以及工业场景中的机器设备表面损伤检测等。

(6)本研究也存在一些不足之处,例如对于某些特定类型的小样本缺陷目标(如扣件断裂),样本数据量有待增加、检测精度有待提高,此问题可在后续研究中通过数据增强的方法解决。此外,算法在复杂环境下的鲁棒性和泛化能力也需要进一步验证和提升。在未来的研究中,应继续优化算法,提高检测精度和实时性,为地铁线路轨道状态检测提供更加完善的解决方案。

参 考 文 献 :

References :

- [1] LIU R K, LIU W M, DUAN M F, et al. MemFormer: A memory based unified model for anomaly detection on metro railway tracks[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 237: 121509.
- [2] 杨 彪,梅 子,龙志强.磁浮列车悬浮系统 LSTM 与 MGD 融合的在线异常检测方法[J]. 交通运输工程学报,2023,23(6):216-231.

- YANG Biao, MEI Zi, LONG Zhi-qiang. Online anomaly detection method integrating LSTM and MGD for suspension system of maglev trains[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2023, 23(6): 216-231.
- [3] 魏秀琨, 所达, 魏德华, 等. 机器视觉在轨道交通系统状态检测中的应用综述[J]. 控制与决策, 2021, 36(2): 257-282.
- WEI Xiu-kun, SUO Da, WEI De-hua, et al. A survey of the application of machine vision in rail transit system inspection[J]. Control and Decision, 2021, 36(2): 257-282.
- [4] 蒋仕新, 邹小雪, 杨建喜, 等. 复杂背景下基于改进YOLO v8s的混凝土桥梁裂缝检测方法[J]. 交通运输工程学报, 2024, 24(6): 135-147.
- JIANG Shi-xin, ZOU Xiao-xue, YANG Jian-xi, et al. Concrete bridge crack detection method based on improved YOLO v8s in complex backgrounds[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2024, 24(6): 135-147.
- [5] 杨炜, 方虹苏, 唐湘松, 等. 桥梁裂缝病害检测的轻量化YOLOv8-ALTE算法[J]. 交通运输工程学报, 2025, 25(6): 75-89.
- YANG Wei, FANG Hong-su, TANG Xiang-song, et al. Lightweight YOLOv8-ALTE algorithm for bridge crack disease detection[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2025, 25(6): 75-89.
- [6] 翟军治, 孙朝云, 裴莉莉, 等. 多尺度特征增强的路面裂缝检测方法[J]. 交通运输工程学报, 2023, 23(1): 291-308.
- ZHAI Jun-zhi, SUN Zhao-yun, PEI Li-li, et al. Pavement crack detection method based on multi-scale feature enhancement[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2023, 23(1): 291-308.
- [7] HAMISHEBAHAR Y, GUAN H, SO S, et al. A comprehensive review of deep learning-based crack detection approaches[J]. Applied Sciences, 2022, 12(3): 1374.
- [8] 李清勇, 王建柱, 祝叶舟, 等. 基于结构相似深度卷积自编码的异常扣件检测模型[J]. 交通运输工程学报, 2022, 22(4): 186-195.
- LI Qing-yong, WANG Jian-zhu, ZHU Ye-zhou, et al. Abnormal fastener detection model based on deep convolutional autoencoder with structural similarity[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2022, 22(4): 186-195.
- [9] 朱胜阳, 张庆铎, 袁站东, 等. 基于残差卷积网络的浮置板轨道钢弹簧损伤检测[J]. 交通运输工程学报, 2022, 22(2): 123-135.
- ZHU Sheng-yang, ZHANG Qing-lai, YUAN Zhan-dong, et al. Damage detection for floating-slab track steel-spring based on residual convolutional network[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2022, 22(2): 123-135.
- [10] 蔡智超, 陈澜, 李豪, 等. 基于非线性超声的CL60车轮和U75V钢轨磨损检测方法[J]. 交通运输工程学报, 2021, 21(6): 136-146.
- CAI Zhi-chao, CHEN Lan, LI Hao, et al. Wear detection method of CL60 railway wheel and U75V rail steel based on nonlinear ultrasound[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2021, 21(6): 136-146.
- [11] DONG Y Q, YANG Y W, HAN C J, et al. Heterogeneous graph attention network for rail fastener looseness detection using distributed acoustic sensing and accelerometer data fusion[J]. Automation in Construction, 2025, 172: 106051.
- [12] QIU S, ZAHEER Q, MUHAMMAD AHMED HASSAN SHAH S, et al. Multimodal geometric AutoEncoder (MGAE) for rail fasteners tightness evaluation with point clouds & monocular depth fusion[J]. Measurement: Journal of the International Measurement Confederation, 2025, 244: 116557.
- [13] WANG W D, YIN Q, AI C B, et al. Automation railway fastener tightness detection based on instance segmentation and monocular depth estimation[J]. Engineering Structures, 2025, 322: 119229.
- [14] 黄石甫, 曹广如, 李斌, 等. 机器视觉在轨道扣件检测上的应用综述[J]. 轨道交通材料, 2024, 3(3): 45-53.
- HUANG Shi-pu, CAO Guang-ru, LI Bin, et al. Overview of the application of machine vision on the test of rail fasteners[J]. Materials for Rail Transportation System, 2024, 3(3): 45-53.
- [15] ZHAN Y, DAI X X, YANG E H, et al. Convolutional neural network for detecting railway fastener defects using a developed 3D laser system[J]. International Journal of Rail Transportation, 2021, 9(5): 424-444.
- [16] 陈文婷, 罗文婷, 李林, 等. 基于2D与3D激光图像的轨道扣件状态智能检测[J]. 仪表技术与传感器, 2022(11): 88-95.
- CHEN Wen-ting, LUO Wen-ting, LI Lin, et al. Intelligent detection of track fastener status based on 2D and 3D laser images[J]. Instrument Technique and Sensor, 2022(11): 88-95.
- [17] 乔彦涵, 陈文, 邹劲柏, 等. 基于Transformer与局部特征融合的轨道紧固件缺陷检测方法[J]. 铁路计算机应用, 2024, 33(4): 18-22.
- QIAO Yan-han, CHEN Wen, ZOU Jin-bai, et al. Defect detection method for track fastener based on Transformer and local feature fusion[J]. Railway Computer Application, 2024, 33(4): 18-22.
- [18] 姜香菊, 冯海照, 李涛, 等. 基于FasterNet和YOLOv8s改进的铁路异物入侵快速检测方法[J]. 北京交通大学学报, 2024, 48(5): 39-48.
- JIANG Xiang-ju, FENG Hai-zhao, LI Tao. Improved rapid detection method for foreign object intrusion on railroads based on FasterNet and YOLOv8s[J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2024, 48(5): 39-48.
- [19] 高嘉琳, 白堂博, 姚德臣, 等. 基于改进YOLOv4算法的铁路扣件检测[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(7): 2872-2877.
- GAO Jia-lin, BAI Tang-bo, YAO De-chen, et al. Detection of track fastener based on improved YOLOv4 algorithm[J]. Science Technology and Engineering, 2022, 22(7): 2872-2877.
- [20] 李浪怡, 刘强, 邹一鸣, 等. 基于改进YOLOv5算法的轨面

- 缺陷检测[J]. 五邑大学学报(自然科学版), 2021, 35(3): 43-48, 54.
- LI Lang-yi, LIU Qiang, ZOU Yi-ming, et al. Rail surface defect detection based on improved YOLOv5 algorithm[J]. Journal of Wuyi University (Natural Science Edition), 2021, 35(3): 43-48, 54.
- [21] QIU S, CAI B X, WANG W D, et al. Automated detection of railway defective fasteners based on YOLOv8-FAM and synthetic data using style transfer [J]. Automation in Construction, 2024, 162: 105363.
- [22] 裴莹玲, 罗 晖, 张诗慧, 等. 基于改进 Faster R-CNN 的高铁扣件检测算法[J]. 华东交通大学学报, 2023, 40(1): 75-81.
- PEI Ying-ling, LUO Hui, ZHANG Shi-hui, et al. High-speed railway fastener detection algorithm based on improved faster R-CNN[J]. Journal of East China Jiaotong University, 2023, 40(1): 75-81.
- [23] 许贵阳, 李金洋, 白堂博, 等. 基于改进 Mask R-CNN 的轨道扣件状态检测方法[J]. 中国铁道科学, 2022, 43(1): 44-51.
- XU Gui-yang, LI Jin-yang, BAI Tang-bo, et al. Detection method of track fastener state based on improved mask R-CNN[J]. China Railway Science, 2022, 43(1): 44-51.
- [24] 张 博, 刘秀波. 基于机器视觉的圆斑状钢轨擦伤检测算法[J]. 铁道建筑, 2023, 63(1): 1-3, 9.
- ZHANG Bo, LIU Xiu-bo. Detection algorithm of circular spot rail scratch based on machine vision[J]. Railway Engineering, 2023, 63(1): 1-3, 9.
- [25] 邹文武, 许贵阳, 白堂博. 基于 EfficientDet 的轨道扣件识别与检测[J]. 武汉大学学报(工学版), 2024, 57(7): 1006-1012.
- ZOU Wen-wu, XU Gui-yang, BAI Tang-bo. Track fastener identification and detection based on EfficientDet[J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2024, 57(7): 1006-1012.
- [26] 陈正兴. 基于计算机视觉的钢轨伤损与道床异物图像识别研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2022: 35.
- CHEN Zheng-xing. Research on the detection of rail defect and ballastless bed foreign object images based on computer vision[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2022: 35.
- [27] 刘宇鸣. 基于视觉的无砟轨道异物检测研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2020: 42.
- LIU Yu-ming. Vision based ballastless track abnormal object detection[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2020: 42.
- [28] 胡 波, 刘培文, 刘瑞琪. 采用改进 YOLOv10 的轨道侵限异物检测算法[J]. 厦门理工学院学报, 2025, 33(3): 19-25.
- HU Bo, LIU Pei-wen, LIU Rui-qi. An improved YOLOv10 algorithm for railway foreign object detection[J]. Journal of Xiamen University of Technology, 2025, 33(3): 19-25.
- [29] VARGHESE R J, SAMBATH M. YOLOv8: A novel object detection algorithm with enhanced performance and robustness [C]//IEEE. 2024 International Conference on Advances in Data Engineering and Intelligent Computing Systems (ADICS). New York: IEEE, 2024: 1-6.
- [30] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: convolutional block attention module [C] // Springer. Computer Vision-ECCV 2018. Berlin: Springer, 2018: 3-19.
- [31] LI D, HU J, WANG C H, et al. Involution: Inverting the inference of convolution for visual recognition [C] // IEEE. 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). New York: IEEE, 2021: 12316-12325.
- [32] 郭 磊, 王邱龙, 薛 伟, 等. 基于改进 YOLOv5 的小目标检测算法[J]. 电子科技大学学报, 2022, 51(2): 251-258.
- GUO Lei, WANG Qiu-long, XUE Wei, et al. A small object detection algorithm based on improved YOLOv5[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2022, 51(2): 251-258.
- [33] 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.
- [34] WANG A, CHEN H, LIU L H, et al. YOLOv10: Real-time end-to-end object detection [C] // Neural Information Processing Systems. Advances in Neural Information Processing Systems 37. Vancouver: Neural Information Processing Systems Foundation, 2024: 107984-108011.
- [35] SELVARAJU R R, COGSWELL M, DAS A, et al. Grad-CAM: Visual explanations from deep networks via gradient-based localization [C] // IEEE. 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). New York: IEEE, 2017: 618-626.