

DOI:10.19344/j. cnki. issn1671-5276.2025.03.052

基于改进 YOLOv9s 的受电弓弓角检测技术

戴兵刚¹, 杨琦¹, 陈江龙², 张俱琿²

(1. 广州中车轨道交通装备有限公司, 广东 广州 511495;

2. 南京理工大学, 江苏 南京 210094)

摘 要:针对复杂场景下受电弓弓角检测存在的实时性差及车载部署困难等问题,以 YOLOv9s 为基础,使用轻量化卷积 GhostConv 替代传统 Conv,设计 ORPEA-RepN4 模块改进特征提取模块,并在其后添加 CBAM 模块增加检测能力。实验结果表明:与 YOLOv9s 相比,本文提出的模型对受电弓弓角检测的参数量降低了 32.8%,弓角损坏的检测准确率提高了 2.3 个百分点,提升了弓角检测性能,满足边缘设备部署以及检测需求。

关键词:目标检测;YOLOv9s;轻量级;注意力机制

中图分类号:U279.3 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5276(2025)03-0272-04

Pantograph Horn Detection Technology Based on Improved YOLOv9s

DAI Binggang¹, YANG Qi¹, CHEN Jianglong², ZHANG Juhui²

(1. CRRC Guangzhou Rail Transit Equipment Co., Ltd., Guangzhou 511495, China;

(2. Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: Aimed at the poor real-time performance and difficult equipment deployment of horn detection in complex scenes, the traditional Conv being replaced by the lightweight convolutional GhostConv based on YOLOv9s, the ORPEA-RepN4 module is designed to improve the feature extraction module, and the CBAM module is added to enhance detection performance. The test results show that compared with YOLOv9s, the proposed model reduces the number of parameters of pantograph horn detection by 32.8%, and increases the detection accuracy of horn damage by 2.3 percent, which improves horn detection performance, and meets the requirements of edge device deployment and detection tasks.

Keywords: object detection; YOLOv9s; lightweight; attention mechanism

0 引言

地铁具有节能环保、准点便捷的特点,在缓解交通拥挤和节能环保等方面有着明显的优势^[1]。但在高速气流环境中,受电弓区域易产生剧烈震动,长期运行可能导致变形或缺失,进而引发运行姿态异常,威胁地铁安全运营^[2]。因此,及时检测弓角状态尤为重要。

弓角检测目前分为人工检测、接触式检测以及非接触式检测。人工检测为列车入库后工人登顶操作,效率低且数据滞后性大。接触式检测利用安装在受电弓上的加速度计^[3]、压力传感器^[4],通过力学特性判断弓网是否异常,这类方法改造了受电弓结构,危害行车安全。非接触式检测为利用结构光^[5]、图像法^[6-8]等在不改变受电弓结构的情况下对其进行检测,尽管这些算法可以检测出部分异常情况,但在实际工作环境下,受

电弓可能因为车体运动、天气干扰而产生复杂的异常情况,只利用激光或者浅层图像特征的算法效果一般。相较之下,深度学习对异常任务的处理能力非常强大,通过高层次特征提取可提升多异常任务处理能力,常用于车顶部件检测^[9-11]、接触网异物检测^[12-14]。针对弓角检测中样本稀缺、形态偏差及效率-精度矛盾等难题,本文提出轻量化 YOLOv9s 改进算法,通过优化模型结构降低硬件需求,在复杂场景下实现高精度鲁棒检测。

1 改进的 YOLOv9s 弓角检测算法

针对弓角小目标检测优化 YOLOv9s^[15]:在骨干网络引入 GhostConv 轻量化,特征模块融合在线重参数化策略并添加 CBAM 注意力,较 YOLOv5/8 显著降低参数量,同时提升小目标检测精度与实时性。

基金项目:国家重点研发计划项目(2022YFB4300601)

第一作者简介:戴兵刚(1984—),男,湖南株洲人,高级工程师,研究方向为机车车辆,13973387636@qq.com。

1.1 GhostConv 模块

YOLOv9s 中的传统卷积模块在输入受电弓图像上生成具有边缘特征的弓角特征图,但因占用大量资源而增加了模型的复杂度。为解决此问题,采用 GhostConv 替代,其结构如图 1 所示。GhostConv^[16]适用于轻量化卷积神经网络设计,通过极少量原始卷积核提取基础特征图。对基础特征做简单的单位映射,生成具有相似特征分布的 Ghost 特征图组;最后将原始特征图与 Ghost 特征图通过拼接,形成完整输出特征。

$$f_i = \text{Conv}(X, W_r) \quad (1)$$

$$g_{i,j} = \Phi(f_i), \quad j = 1, 2, \dots, s \quad (2)$$

式中: X 为输入特征图; W_r 为卷积核; f_i 为真实卷积特征图; $g_{i,j}$ 为 Ghost 特征图。

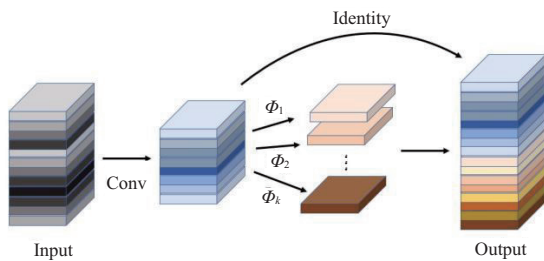


图 1 GhostConv 模块

GhostConv 使用少量冗余特征生成大量弓角特征图,减少了检测模型所需的计算资源,缓解了 YOLOv9s 模型在地铁列车设备上的训练压力,为弓角检测模型轻量化提供有效帮助。

1.2 ORPEA-RepN4 模块

YOLOv9s 在 RepNCSPELAN4 模块中通过堆叠卷积核实现特征提取,考虑到模型对弓角特征感受野有待加强,在子模块 RepConvN 中添加 3×3 卷积分支,并实施在线卷积重参数化策略^[17],将改进后的模块命名为 ORPEA-RepN4 模块。

在 RepNCSPELAN4 模块的基础上采用 ORPEA 的块线性化方法减少训练成本,通过移除分支中的非线性归一化层,引入末端线性缩放层并保留块后归一化层。该设计增强了弓网空间特征感知能力,显著降低了训练成本并提升推理速度。

1.3 CBAM 模块

针对弓角检测高精度定位需求,在 ORPEA-RepN4 模块后引入 CBAM^[18] 注意力机制,融合通道/空间双维度特征筛选,基于 GhostConv 生成的特征图进一步强化空间信息聚焦能力,精准捕获弓角关键位置特征,显著提升检测精度。CBAM

模块结构如图 2 所示。

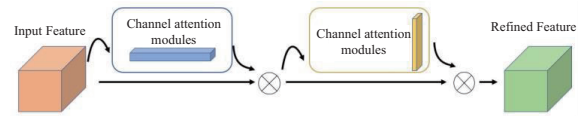


图 2 CBAM 模块

经过上述轻量化等三项措施后得到改进的网络结构如图 3 所示。

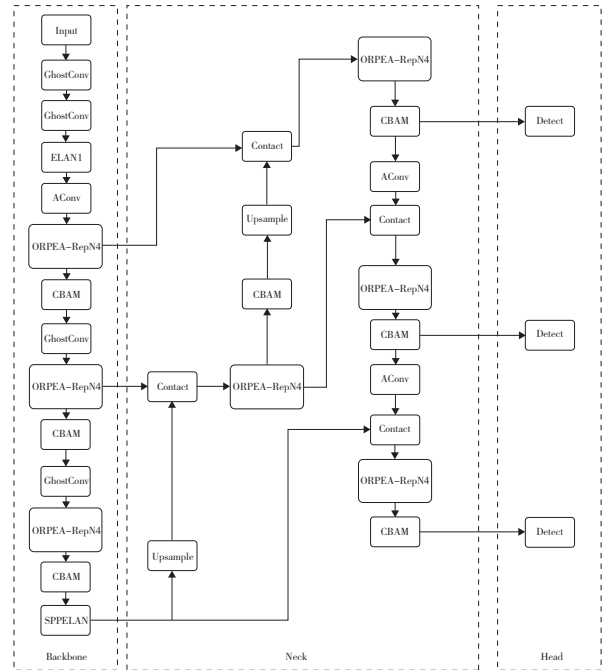


图 3 改进的 YOLOv9s 网络结构图

2 实验验证

2.1 实验环境及评价指标

实验环境基于 Intel i5-8300H CPU 和 NVIDIA GTX 1050 Ti GPU 平台,搭载 Windows 10 系统、Python 3.8.15 及 CUDA 12.2。训练采用 640×640 分辨率输入, batch size 为 4, 最大迭代 300 轮, 初始学习率为 0.001 25。模型性能通过精度 (P)、召回率 (R) 等指标综合评估。

2.2 数据集

为了验证和评估本文算法的有效性,针对不同条件下的受电弓进行实验,包括升降弓、白天及夜晚的干扰等,共 300 张图片,将其中 200 张作为训练集, 70 张作为验证集, 30 张作为测试集,并与其他算法做对比。

2.3 消融实验

为了验证模型改进的有效性,设计了 4 组消

融实验,第 1 组采用 YOLOv9s 方法,第 2 组采用 YOLOv9s 和 GhostConv 方法,第 3 组采用 YOLOv9s、GhostConv 和 ORPEA-RepN4 方法,第 4 组采用 YOLOv9s、GhostConv、ORPEA-RepN4 和 CBAM 方法。实验结果如表 1 所示。通过引入上

述组合优化,模型 mAR@0.5:0.95 为 87.3%,参数量为 4.90 MB, FLOPs 为 17.8 G,相较于 YOLOv9s 模型,参数量减少 32.8%,计算量下降了 35.0%。实现了检测精度与轻量化的平衡。

表 1 消融实验

组别	Params/MB	FLOPs/G	P/%	R/%	mAP@ 0.5/%	mAP@ 0.5:0.95/%	FPS
1	7.29	27.4	99.6	99.2	99.5	84.2	15
2	4.86	17.3	99.5	99.4	99.5	86.4	22
3	4.85	17.2	99.7	99.5	99.5	86.3	21
4	4.90	17.8	99.8	99.9	99.5	87.3	22

2.4 性能对比试验

YOLOv8n 等进行对比,结果如表 2 所示。

为了验证本文模型的指标性能,与 YOLOv5s、

表 2 训练集对比试验结果

名称	Params/MB	FLOPs/G	P/%	R/%	mAP@ 0.5/%	mAP@ 0.5:0.95/%	实际训练次数
YOLOv5s ^[19]	7.07	16.5	99.6	99.2	95.2	84.2	300
YOLOv8n	4.01	13.2	99.5	99.9	93.1	85.5	300
YOLOv9s	7.29	27.4	99.6	99.2	99.5	86.3	89
本文算法	4.90	17.8	99.8	99.9	99.5	87.3	77

可见,改进 YOLOv9s 模型的 Params 和 FLOPs 均低于 YOLOv5s 和 YOLOv9s。本文算法的 mAP@0.5:0.95 为 87.3%,高于其他方法,且改进 YOLOv9s 模型仅训练了 77 轮,提高了训练效率。

2.5 检测结果分析

针对弓角正常和弓角损坏数据集,弓角状态检测结果如表 3 所示。由表 3 可以看出,改进 YOLOv9s 模型在弓角状态检测中综合表现最优,正常状态检测准确率达 99.1%,比 YOLOv9s 提升 5.1 个百分点;损坏检测准确率为 90.5%,显著高于其他方法,验证了优化策略在复杂场景下的鲁棒性优势。

表 3 弓角状态检测结果

检测方法	弓角正常		弓角损坏	
	数量/张	检测准确率/%	数量/张	检测准确率/%
YOLOv5s	240	98.9	60	71.0
YOLOv8n		97.4		70.9
YOLOv9s		94.0		88.2
本文算法		99.1		90.5

图 4 给出了不同模型针对典型数据的检测结果。由图 4 可以看出,YOLOv5s 和 YOLOv8n 在此环境中,右弓角损坏的检测置信度较 YOLOv9s 低,而改进 YOLOv9s 模型对弓角的检测置信度皆在 0.9 以上,能够精确地定位和识别损坏,且类别预测较为准确。

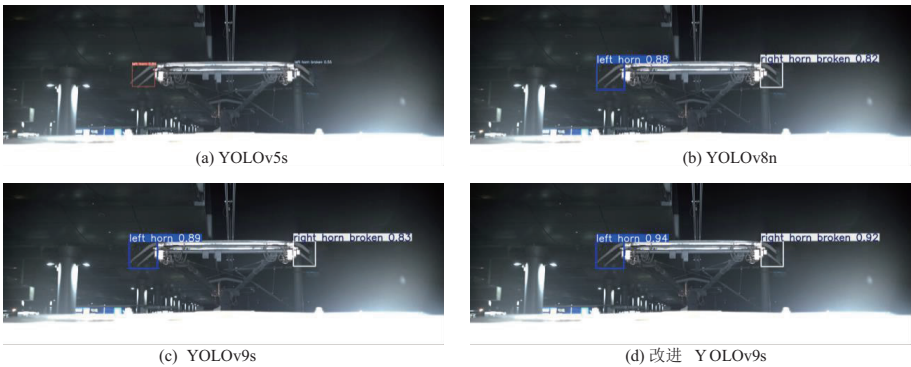


图 4 模型对比实验结果图

3 结语

针对受电弓弓角检测在复杂场景下速度慢、精度低及车载部署困难的问题,本文提出一种改进的YOLOv9s算法。该方法利用GhostConv对YOLOv9s的骨干网络轻量化;通过在线重参数提升弓角检测推理阶段的检测能力,并添加CBAM提高弓角在位置上的关注能力。实验结果表明本文算法满足弓角检测的需求,具有较高的实际应用价值。

参考文献:

- [1] 袁振洲,袁晓敬,杨洋,等.城市轨道交通低碳效应研究综述[J].铁道运输与经济,2024,46(8):8-23,57.
- [2] 余永革,王成涛,高阳,等.高速动车组受电弓区域车顶结构降噪优化试验数据分析与仿真[J].铁路计算机应用,2023,32(10):51-58.
- [3] 李小亮,翟昊宇,蒋建辉.弓网监测系统中测量硬点与接触压力的研究[J].技术与市场,2020,27(10):42-43.
- [4] 赵二朋,李志琦,牛青雨,等.基于数据分段拟合的受电弓性能检测误差补偿[J].电子测量技术,2024,47(16):17-23.
- [5] 秦传鑫,王志良,韩通新,等.重载铁路弓网状态一体化监测架构及装置研究[J].电气化铁道,2024,35(4):37-40,49.
- [6] 陈双.基于图像处理的受电弓故障检测算法研究[D].南京:南京理工大学,2017.
- [7] 王同丽.基于机器视觉的高铁受电弓异常状态检测系统研究[D].兰州:兰州交通大学,2023.
- [8] 胡雪冰.基于图像处理的受电弓故障在线检测系统研究[D].南京:南京理工大学,2019.
- [9] 张慧飞,姜汇川,刘宁,等.基于YOLOv5s模型的地铁列车车顶关键部件检测算法研究[J].铁路计算机应用,2024,33(12):1-7.
- [10] 钱存元,蔡庆丰.机车车顶设备状态及异物检测技术现状与发展[J].电子测量技术,2021,44(10):96-102.
- [11] 王正家,谷峰,曾臻.针对低像质轨道车辆车顶螺栓松动检测方法研究[J].机械设计与研究,2024,40(2):220-224.
- [12] 赵川宇.基于弓网监测的受电弓缺陷智能检测技术研究[J].智慧轨道交通,2024,61(4):42-47.
- [13] 赵仲瑜,唐伟忠,张文辉,等.基于YOLOv5的铁路接触网异物检测模型初步研究[J].铁路计算机应用,2024,33(2):13-18.
- [14] 郭翔羽,石天怡,陈燕楠,等.基于YOLO-CDBW模型的列车接触网异物检测研究[J].广西师范大学学报(自然科学版),2025,43(2):56-69.
- [15] WANG C Y, YE H I H, MARK LIAO H Y. YOLOv9: learning what you want to learn using programmable gradient information[M]//Computer Vision - ECCV 2024. Cham:Springer Nature Switzerland,2024:1-21.
- [16] HAN K, WANG Y H, TIAN Q, et al. GhostNet: more features from cheap operations[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Seattle, WA, USA:IEEE,2020:1577-1586.
- [17] HU M, FENG J Y, HUA J S, et al. Online convolutional reparameterization[C]//2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). New Orleans, LA, USA:IEEE,2022:558-567.
- [18] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM:convolutional block attention module[C]//Computer Vision - ECCV 2018. Cham:Springer International Publishing,2018:3-19.
- [19] TensorRT, TensorFlow Edge TPU and OpenVINO Export and Inference[EB/OL].(2022-2-22)[2025-04-28].<https://github.com/ultralytics/yolov5/discussions/6740>.

收稿日期:2025-04-22