

文章编号: 1005-0523(2026)01-0057-07



基于改进YOLOv8n的接触网绝缘子检测算法研究

刘仕兵, 林强

(华东交通大学电气与自动化工程学院, 江西南昌 330013)

摘要: 针对高速铁路接触网绝缘子检测易受气候环境因素干扰, 且存在精度与效率欠佳的问题, 文章提出一种改进算法ABFP-YOLOv8。该方法首先构建C2f-AFE模块, 旨在强化全局上下文特征提取能力, 抑制复杂背景干扰; 继而将颈部网络替换为BC-Neck结构, 以提升目标细节捕捉能力; 进一步采用Powerful-IoU损失函数优化定位性能, 降低误检率; 同时增设160×160分辨率的小目标检测头, 增强对小尺寸绝缘子的识别能力。实验结果显示, 相较于原YOLOv8n模型, ABFP-YOLOv8模型在参数量减少的情况下, mAP@50和mAP@50-95, 以及推理速度均有所提升。该算法适用于移动检测端部署以及检测环境复杂多变的场景。

关键词: YOLOv8n; 绝缘子; C2f-AFE模块; BC-Neck网络架构; Powerful-IoU

中图分类号: U225.4

文献标志码: A

本文引用格式: 刘仕兵, 林强. 基于改进YOLOv8n的接触网绝缘子检测算法研究[J]. 华东交通大学学报, 2026, 43(1): 57-63.

Improved YOLOv8n Algorithm for Contact Network Insulator Detection

Liu Shibing, Lin Qiang

(School of Electrical and Automation Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

Abstract: In view of the susceptibility of high-speed railway insulator detection to climatic and environmental factors, as well as the deficiencies in accuracy and efficiency, this study proposes an improved algorithm ABFP-YOLOv8. This method first constructs a C2f-AFE module to strengthen the extraction ability of global contextual features and suppress complex background interference. Subsequently, the neck network is replaced with a BC-Neck structure to enhance the ability to capture target details. Furthermore, the Powerful-IoU loss function is employed to optimize the localization performance and reduce the false detection rate. Additionally, a 160×160 small target detection head is added to enhance the recognition ability of small-sized insulators. Experimental results indicate that, compared with the original YOLOv8n model, the ABFP-YOLOv8 model achieves improvement in mAP@50 and mAP@50-95, increase in inference speed, despite reduction in the number of parameters. This suggests that the algorithm is highly suitable for deployment in mobile detection terminals and scenarios with complex and variable detection environments.

Key words: YOLOv8n; insulator; C2f-AFE module; BC-Neck structure; Powerful-IoU

Citation format: LIU S B, LIN Q. Improved YOLOv8n algorithm for contact network insulator detection[J].

收稿日期: 2024-08-26

基金项目: 华东交通大学轨道交通基础设施性能监测与保障国家重点实验室开放课题(GJJ210652)

Journal of East China Jiaotong University, 2026, 43(1): 57-63.

绝缘子是电气化铁路与城市轨道交通供电系统的关键组件,长期暴露于复杂大气环境中,易积聚污秽,可能引发机械损伤或闪络等故障^[1],严重威胁运行安全。随着深度学习技术在接触网检测系统中的广泛应用,基于图像的绝缘子状态智能监测已成为研究热点。

文献[2]通过整合浅层特征与改进的通道注意力模块(SENNet),增强了多尺度识别能力;文献[3]采用优化锚框并引入深度学习模块(CoordAtt),但复杂损失函数导致检测速率下降;文献[4]融合了形态学与深度学习方法;文献[5]使用卷积块注意力模块(CBAM)提升速度,但小目标的漏检和误检问题依然存在;文献[6]采用轻量级卷积模块(GSConv),有效降低参数量并缓解通道信息割裂;文献[7]结合自监督学习模块(ConvNeXt)与剪枝操作提升模型效率,但缺乏在极端光照与天气下的性能评估;文献[8]融合坐标注意力与多尺度深度可分离卷积,对小缺陷目标的识别能力仍显不足;文献[9]改进 Oriented RepPoints 并引入递归强化特征金字塔网络(ReFPN),却导致参数量增加与检测速度下降。

针对上述问题,本文提出一种改进的接触网绝缘子定位检测算法(ABFP-YOLOv8)。主要包括以下改进:设计自适应卷积核 Mish 模块(ABMConv),结合 FasterBlock 与注意力机制(EMA)构建多尺度特征融合模块(C2f-AFE),在增强特征表达能力的同时保持实时性;将原 YOLOv8 的 Neck 部分替换为双向上下文特征融合结构(BC-Neck),提升复杂场景下的检测鲁棒性;引入 Powerful-IoU 损失函数并增加小目标检测头,提升远景中小尺寸绝缘子的识别精度。

1 ABFP-YOLOv8

针对传统 YOLOv8 模型在恶劣天气及设备移动条件下,对空间方向多变的绝缘子检测精度不足、实时性不佳的问题^[10],ABFP-YOLOv8 在 YOLOv8n 基础上进行改进。

1)在主干网络(Backbone)部分引入由 ABMConv、FasterBlock 模块与 EMA 构成的 C2f-AFE 结构,增强特征提取能力并提升计算效率。

2)在颈部网络(Neck)部分将原 PANet 替换为

BC-Neck 架构,融合双向特征金字塔(BiFPN_Add2)与跨阶段模块(CSPStage),实现对 P2 到 P5 的多尺度特征的增强融合。

3)损失函数采用 Powerful-IoU,通过目标尺寸自适应惩罚与梯度调节机制,提高回归精度与收敛速度。

4)检测部分新增 160×160 分辨率的小目标检测头,提升对小尺寸绝缘子的识别能力。

整体网络结构如图 1 所示,在复杂环境下显著提升了绝缘子检测的精度与实时性能,图中 SPPF 为空间金字塔池化层,Upsample 表示上采样操作,Head 部分中的 Detect 为检测头。

1.1 C2f-AFE 模块

针对绝缘子定位检测任务中目标空间位置多变、传统卷积难以有效捕捉多尺度特征的问题,本文引入可变核卷积(AKConv)^[11]。该方法通过灵活的坐标生成算法构建任意尺寸和形状的卷积核,打破传统卷积的固定结构限制,并引入可学习偏移量以动态适应目标形态变化,从而显著提升模型对复杂外观特征的捕捉能力。基于 AKConv 的优越性,本文进一步设计了 ABMConv 模块,结合 Mish 激活函数增强梯度流动与复杂模式学习能力,从而在检测任务中实现更高的精度和泛化性能,其结构如图 2 所示,Maxpool2d 为二维最大池化层。

本文在 C2f 模块中引入 ABMConv 替代标准卷积,通过优化内存访问与计算路径,在降低资源占用的同时增强梯度流动与空间特征提取能力。为进一步提升模型在恶劣天气下的鲁棒性,引入 EMA,通过通道分组与跨维度交互,以较低计算成本强化特征判别力,有效融合多尺度信息,增强对复杂气象条件下绝缘子的检测能力^[12]。为平衡性能与推理速度,将 C2f 中的 Bottleneck 结构替换为 FasterBlock。

基于上述改进,通过 ABMConv 调整通道数,经 Split 分割后由多个 FasterBlock 提取细粒度特征,再通过 EMA 注意力加权增强关键特征响应,最终输出融合多层次信息的增强特征,得到 C2f-AFE 模块。其结构如图 3 所示,图中 C 表示将 n 个输出特征图拼接为一个更高维特征图的操作。

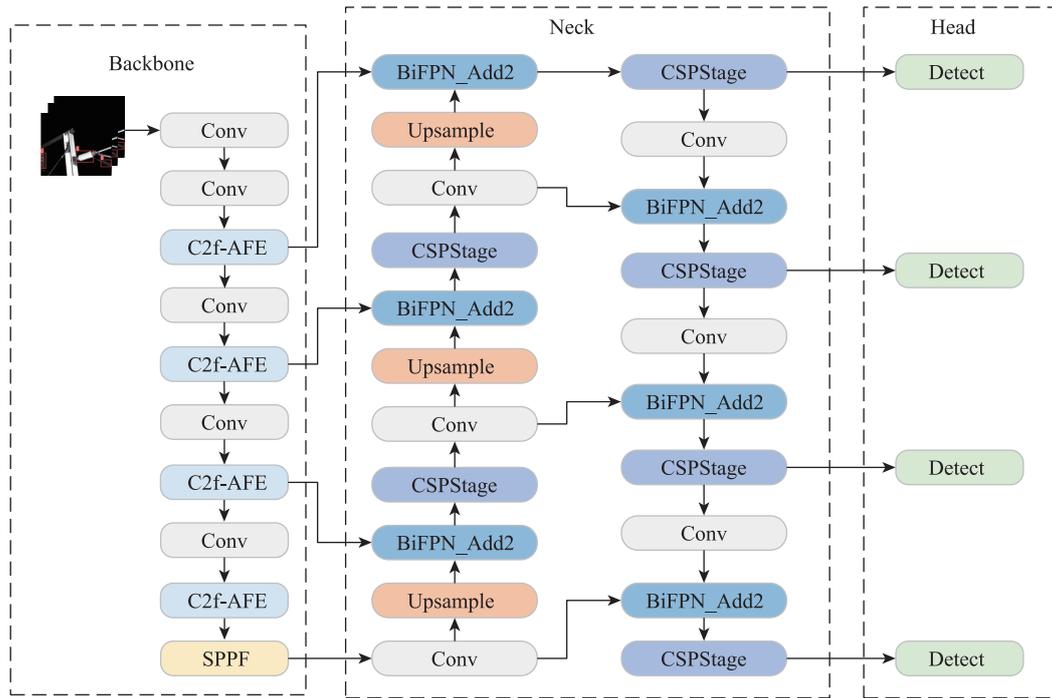


图1 ABFP-YOLO 网络结构
Fig. 1 ABFP-YOLO network structure

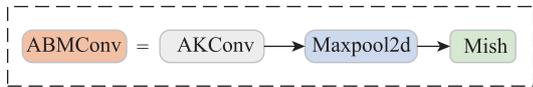


图2 ABMConv 结构
Fig. 2 ABMConv structure

1.2 BC-Neck 网络架构

针对复杂环境下绝缘子检测精度不足的问题,本文提出一种基于改进双向特征金字塔网络(BiFPN)的BC-Neck结构,以替代YOLOv8中原有的PANet模块。为进一步优化特征提取与梯度流动,本文在BiFPN中嵌入CSPStage模块,以提升网络在深层语义特征中的建模效率与训练稳定性,其结构如图4所示。图4中Simplify Rep 3*3表示简化版的3*3卷积操作,Conv表示卷积,BN表示归一化,Act表示激活函数。

通过CSPStage模块的特征分割与融合机制有效增强特征复用能力并优化梯度传播,从而显著提升深层网络的表达效率与训练稳定性。最终构建的BC-Neck结构充分融合了BiFPN的多尺度特征融合优势与CSPStage的梯度优化能力,整体架构如图5所示。

BC-Neck通过融合CSPStage与BiFPN的优势,有效提升了多尺度目标检测的性能和特征提取效率。CSPStage采用跨阶段特征交互机制,在增强特征表达能力的同时改善梯度流动,显著提升训练稳定性。

1.3 Powerful-IoU 损失函数

针对绝缘子数据集中目标空间位置多变、背景复杂导致边界框预测精度下降的问题,本研究对YO-

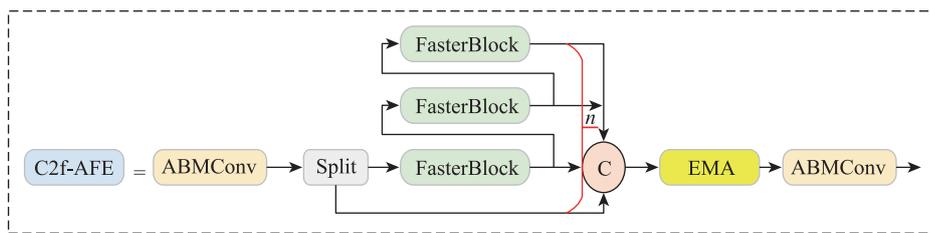


图3 C2f-AFE 模块
Fig. 3 C2f-AFE module

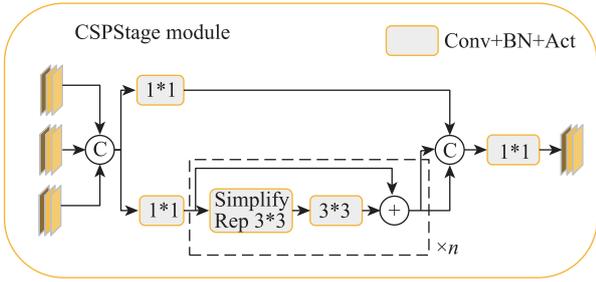


图4 CSPStage 模块
Fig. 4 CSPStage module

LOv8的损失函数进行改进,使用Powerful-IoU替代原CIoU^[13]。Powerful-IoU损失函数包含PIoUv1与PIoUv2两个版本,其中PIoUv1通过引入目标尺寸自适应惩罚因子和基于锚框质量的梯度调节机制,

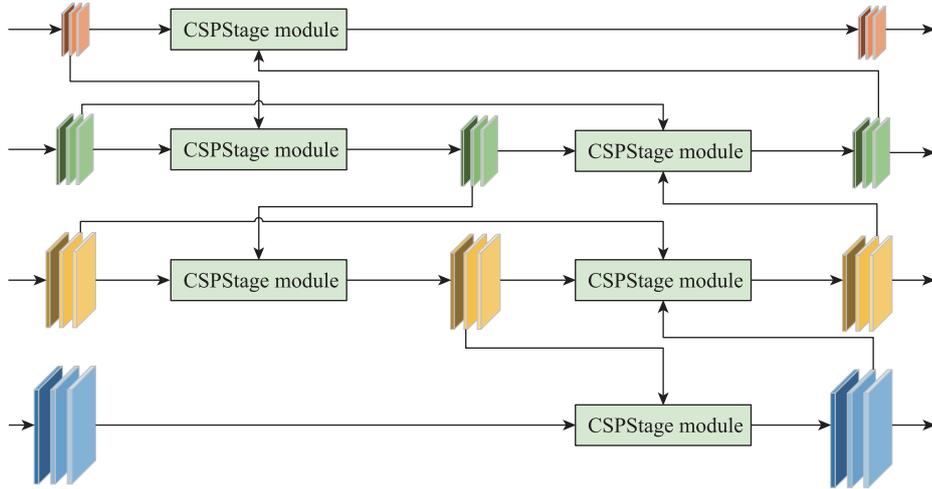


图5 BC-Neck网络架构
Fig. 5 BC-Neck network architecture

$$q = e^{-s}, q \in (0, 1] \quad (4)$$

$$u(x) = 3xe^{-x^2} \quad (5)$$

$$L_{\text{PIoUv1}} = 1 - A_{\text{IoU}} + R_{\text{PIoU}} \quad (6)$$

$$L_{\text{PIoUv2}} = u(\lambda q)L_{\text{PIoUv1}} \quad (7)$$

式中: q 为预测质量指标; $u(\cdot)$ 为非单调函数; λ 为缩放因子; A_{IoU} 为交并比; L_{PIoUv1} 为PIoUv1损失; L_{PIoUv2} 为PIoUv2损失。PIoUv2通过减少超参数并抑制回归过程中的框体膨胀,进一步增强了模型的鲁棒性与性能表现^[14]。

1.4 小目标检测头

针对某区间下行线接触网4C数据集中因拍摄角度导致小目标频现的问题,在ABFP-YOLOv8模型头部引入160×160分辨率的小目标检测头。该结

有效优化边界框回归过程。计算式为

$$S = \left(\frac{d_{w1}}{w_{gt}} + \frac{d_{w2}}{w_{gt}} + \frac{d_{h1}}{h_{gt}} + \frac{d_{h2}}{h_{gt}} \right) / 4 \quad (1)$$

$$f(x) = 1 - e^{-x^2} \quad (2)$$

$$B_{\text{PIoU}} = f(S) \quad (3)$$

式中: S 为归一化几何偏差; w_{gt} , h_{gt} 分别为真实框的宽度和高度; d_{w1} , d_{w2} , d_{h1} , d_{h2} 均为预测框与真实框之间的距离,下标 w 和 h 分别表示该距离为宽距和高距; $f(\cdot)$ 为注意力函数; x 为待定参数; B_{PIoU} 为PIoU调节项。

PIoUv2在PIoUv1基础上引入非单调注意力层,以增强对中等质量锚框的关注,从而显著提升模型整体性能。计算式为

构融合主干网第二层输出的80×80特征与颈部上采样特征,经CSPStage处理并上采样后与原160×160特征拼接,有效增强小目标特征的提取与传递。实验表明,该方法显著提升了小尺寸绝缘子的检测精度,在复杂场景下有效降低漏检率与误报率,增强了多尺度定位的鲁棒性。

2 实验结果与分析

2.1 数据集配置

本文以某区间下行线高速铁路接触网4C绝缘子图像为原始数据集,通过对1244张原始图像施加噪声添加、旋转、曝光度调整及镜像等增强操作,将数据扩充至3732张,以增强模型鲁棒性。随后将全部图像按8:1:1的比例划分为训练集、验证集与测试集,并将图像尺寸统一调整为640×640像素。

2.2 环境配置

本实验基于Windows 11操作系统,搭建了基于PyTorch框架的实验环境,CPU为Intel(R) Core(TM) i5-13500H,GPU为NVIDIA GeForce RTX 4060,Python版本为3.9,PyTorch版本为2.2,采用CUDA 12.0和CUDNN 8.8.0对GPU进行加速。模型参数设置如表1所示。

2.3 消融实验

为验证本文提出的ABFP-YOLOv8算法在绝

表1 模型参数

Tab.1 Model parameter

实验参数	参数量
批次	8
训练轮数	150
动量	0.937
初始学习率	0.01
最终学习率	0.1
权重衰减	0.000 5
交并阈值	0.5

表2 消融实验结果

Tab.2 Results of ablation experiments

模型	$P/\%$	$R/\%$	$P_1/\%$	$P_2/\%$	$N/(\times 10^6 \text{个})$	GFLOPs	$F/(\text{帧}/\text{s})$
基准模型	95.83	93.60	96.92	68.82	3.01	8.2	78.74
A+B	95.97	92.72	96.51	69.42	2.64	7.1	73.44
A+B+C	95.74	94.11	96.94	68.96	2.64	7.1	77.52
C+D	95.51	93.73	96.01	66.54	2.98	12.6	83.33
A+C+D	96.34	92.97	96.85	69.14	2.68	11.7	99.98
A+B+C+D	96.17	94.86	97.69	71.45	2.56	11.2	86.96

2.4 模型对比实验

为验证改进算法ABFP-YOLOv8的优越性,本文选取了Faster RCNN、SSD、YOLOv5s、YOLOv6s等广泛应用的主流算法进行对比,具体结果如表3所示。

由表3可知,Faster RCNN与SSD等模型因参数量较大、检测效率较低,难以满足移动端绝缘子定位的实时性需求。相比之下,本文提出的ABFP-YOLOv8算法在精度与效率方面均表现卓越: P 和 R 相较于YOLOv5s、YOLOv6s、YOLOv7-Tiny、YOLOv7、YOLOv8n、YOLOv9s、YOLOv10n均有所提升;在 N 仅为 2.56×10^6 个下, P_1 与 P_2 分别达到

缘子定位检测中的有效性与性能提升,以YOLOv8n为基线模型,逐步引入所提模块进行消融实验,结果如表2所示。实验采用以下评估指标:召回率 R 、精确率 P 、平均精度mAP、参数量 N 、计算量GFLOPs和推理速度 F ,以全面评估模型性能。 P_1 为mAP@50, P_2 为mAP@50-95。

本文基于YOLOv8n基准模型进行了多组消融实验,其中A代表C2f-AFE模块,B代表BC-Neck颈部网络,C代表Powerful-IoU损失函数,D代表小目标检测头。实验结果显示,组合A与B在减少参数量和GFLOPs的同时,能够提升模型精度;结合A、B与C可进一步提升 R 与mAP,并在压缩参数的前提下维持性能提升;引入C与D不仅提升检测速度,还能优化召回率;组合A、C与D则在显著加快检测速度的同时,实现精度与轻量化的双重收益。最终的改进模型ABFP-YOLOv8表现出最佳的综合性能, P 、 R 、 P_1 、 P_2 相较于原YOLOv8n模型均有显著提升, F 提升10.44%,且 N 减少14.95%。综上所述,本文改进的ABFP-YOLOv8算法的有效性和优越性得到了充分验证。

97.69%与71.45%,优于所有对比算法,同时以86.96帧/s的检测速度满足实时性要求。实验结果表明,ABFP-YOLOv8在绝缘子检测任务中展现出良好的综合性能与实际应用潜力。

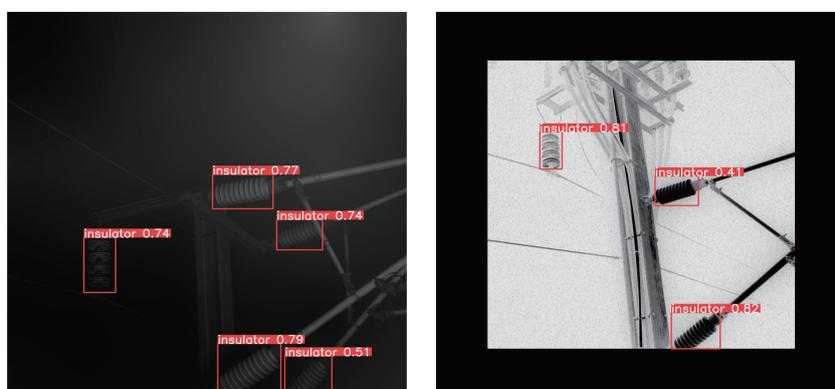
2.5 可视化分析实验

为验证ABFP-YOLOv8算法在真实复杂场景下的性能,本研究选取暗光和雪天等恶劣环境条件的图像进行测试,检测结果如图6所示。图中标有insulator的检测框表示检测结果为绝缘子的概率。从图6可以看出,ABFP-YOLOv8在复杂环境下仍具备优异的检测性能,为电气化高速铁路的安全运维提供了可靠的技术支撑。

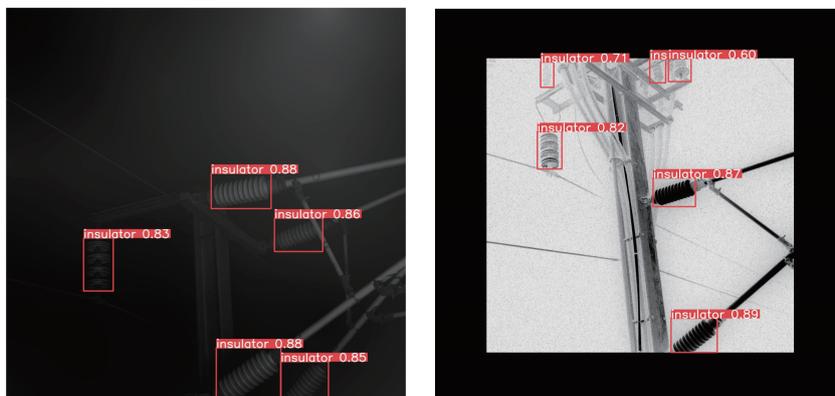
表3 模型对比实验结果

Tab.3 Model comparison experimental results

模型	$P_1/\%$	$R/\%$	$P_2/\%$	$P_3/\%$	$N/(\times 10^6 \text{个})$	GFLOPs	$F/(\text{帧}/\text{s})$
Faster RCNN	94.70	90.50	84.30	63.50	28.28	136.6	43.50
SSD	92.70	94.10	90.60	63.10	23.61	200.8	26.60
YOLOv5s	95.50	94.70	93.50	65.90	7.02	15.9	77.52
YOLOv6s	94.40	93.70	96.50	65.40	17.19	44.1	73.53
YOLOv7-Tiny	94.80	90.80	95.40	59.80	6.01	13.2	76.92
YOLOv7	95.40	93.10	96.30	63.90	37.19	105.1	62.11
YOLOv8n	95.83	93.60	96.92	68.82	3.01	8.2	78.74
YOLOv9s	96.08	92.05	96.44	66.36	7.20	26.7	74.07
YOLOv10n	95.96	93.94	97.12	70.13	2.30	6.7	95.24
ABFP-YOLOv8	96.17	94.86	97.69	71.45	2.56	11.2	86.96



(a) YOLOv8n原模型检测效果



(b) ABFP-YOLOv8算法的检测效果

图6 可视化分析结果图

Fig. 6 Visualization and analysis of the results

3 结论

1) 设计了ABMConv模块,以增强模型对不同空间尺度目标的适应能力。通过将其嵌入C2f模块以替换原卷积层,并结合FasterBlock与EMA注意力机制,在提升精度的同时优化了特征聚焦和信息

处理速度。

2) 引入BC-Neck作为颈部网络,有效促进高低层特征交互与全局上下文信息融合,显著提升了检测性能和泛化能力。

3) 采用Powerful-IoU损失函数,进一步提高了定位精度。

4) 在检测部分增设 160×160 小目标检测头,显著降低了小尺寸绝缘子的漏检率。

5) 实验结果表明,ABFP-YOLOv8在检测精度和速度上均优于原YOLOv8n模型,能够有效应对复杂多变环境下的绝缘子检测任务。

参考文献:

- [1] 赵大贺. 基于深度学习的接触网绝缘子识别及其污秽检测技术研究[D]. 兰州: 兰州交通大学, 2021.
ZHAO D H. Research on catenary insulator recognition and pollution detection technology based on deep learning [D]. Lanzhou: Lanzhou Jiaotong University, 2021.
- [2] HE H, HUANG X L, SONG Y X, et al. An insulator self-blast detection method based on YOLOv4 with aerial images[J]. Energy Reports, 2022, 8: 448-454.
- [3] ZHENG J F, WU H, ZHANG H, et al. Insulator-defect detection algorithm based on improved YOLOv7[J]. Sensors, 2022, 22(22): 8801.
- [4] ZHANG Z Y, HUANG S H, LI Y X, et al. Image detection of insulator defects based on morphological processing and deep learning[J]. Energies, 2022, 15(7): 2465.
- [5] XIA H Y, YANG B H, LI Y L, et al. An improved CenterNet model for insulator defect detection using aerial imagery[J]. Sensors, 2022, 22(8): 2850.
- [6] 刘子洋, 徐慧英, 朱信忠, 等. Bi-YOLO: 一种基于YOLOv8n改进的轻量化目标检测算法[J]. 计算机工程与科学, 2024, 46(8): 1444-1454.
LIU Z Y, XU H Y, ZHU X Z, et al. Bi-YOLO: an improved lightweight object detection algorithm based on YOLOv8n[J]. Computer Engineering & Science, 2024, 46(8): 1444-1454.
- [7] 郭雨, 马美玲, 黎大林. 基于改进YOLOv5的轻量化绝缘子表面缺陷检测[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(24): 222-229.
GUO Y, MA M L, LI D L. Detection of surface defects in lightweight insulators using improved YOLOv5[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(24): 222-229.
- [8] 王韵琳, 冯天波, 孙宁, 等. 融合注意力与多尺度特征的电力绝缘子缺陷检测方法[J]. 高电压技术, 2024, 50(5): 1933-1942.
WANG Y L, FENG T B, SUN N, et al. Defect detection method for power insulators based on attention and multi-scale context information[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(5): 1933-1942.
- [9] 龙玉江, 卫薇, 舒彧, 等. 基于自适应关键点的破损旋转绝缘子检测方法[J]. 计算机工程, 2023, 49(9): 272-278.
LONG Y J, WEI W, SHU Y, et al. Detection method for damaged rotating insulator based on adaptive key points [J]. Computer Engineering, 2023, 49(9): 272-278.
- [10] TERVEN J, CORDOVA E D M, ROMERO G J A. A comprehensive review of YOLO architectures in computer vision: from YOLOv1 to YOLOv8 and YOLO-NAS [J]. Machine Learning and Knowledge Extraction, 2023, 5(4): 1680-1716.
- [11] 肖振久, 严肃, 曲海成. 基于多重机制优化YOLOv8的复杂环境下安全帽检测方法[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(21): 172-182.
XIAO Z J, YAN S, QU H C. Safety helmet detection method in complex environment based on multi-mechanism optimization of YOLOv8[J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(21): 172-182.
- [12] 黄福珍, 王天赐. 基于轻量化GCP-YOLOv8s的绝缘子缺陷检测[J]. 激光与光电子学进展, 2025, 62(2): 124-135.
HUANG F Z, WANG T C. Lightweight GCP-YOLOv8s for insulator defect detection[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2025, 62(2): 124-135.
- [13] LIU C, WANG K G, LI Q, et al. Powerful-IoU: more straightforward and faster bounding box regression loss with a nonmonotonic focusing mechanism[J]. Neural Networks, 2024, 170: 276-284.
- [14] ZHANG Y F, REN W Q, ZHANG Z, et al. Focal and efficient IOU loss for accurate bounding box regression[J]. Neurocomputing, 2022, 506: 146-157.



第一作者: 刘仕兵(1970—), 男, 教授, 硕士生导师, 研究方向为轨道交通电气化接触网技术。E-mail: liucyier@163.com。



通信作者: 林强(2001—), 男, 硕士研究生, 研究方向为轨道交通电气化接触网技术。E-mail: 476249598@qq.com。

(责任编辑: 姜红贵)