

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2416328

基于改进 YOLOv8 的绝缘子自爆缺陷检测*

廖丽瑛 刘洪

(贵州大学大数据与信息工程学院 贵阳 550025)

摘要: 针对现有绝缘子自爆缺陷检测方法在复杂背景和雾天环境下存在检测精度低、易误检和漏检问题,提出一种基于改进 YOLOv8 的绝缘子自爆缺陷检测算法。首先,在主干网中引入用于低分辨率图像和小目标检测的 SPD-Conv 模块,充分提取绝缘子缺陷目标的特征信息;其次,在特征融合层将 BiFPN 与 SimAM 注意力机制结合构建 BiFPN_SimAM 模块替换 PANet 的 concat 连接,实现多尺度特征融合,提高网络整体性能。实验结果表明,改进后的算法对绝缘子自爆缺陷检测的精确率和 mAP@0.5 分别达到了 95% 和 93.1%,较原 YOLOv8 算法分别提高了 1.8% 和 1.5%,在复杂背景和雾天环境下对绝缘子自爆缺陷检测有较好的检测效果。

关键词: 绝缘子缺陷检测;YOLOv8;SPD-Conv;SimAM;BiFPN

中图分类号: TP394.1;TN911.73 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Self-explosion defect detection of insulator based on improved YOLOv8

Liao Liying Liu Hong

(College of Big Data and Information Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, China)

Abstract: To address the problems of low accuracy, easy false detection and missed detection in the existing insulator self-explosion defect detection methods under complex backgrounds and foggy environments, an improved YOLOv8 insulator self-explosion defect detection algorithm is proposed. First, the SPD-Conv module for low resolution image and small target detection is introduced into the backbone network to fully extract the feature information of insulator defect target. Secondly, BiFPN is integrated with the SimAM attention mechanism to build the BiFPN_SimAM module, replacing the concat connection of PANet to achieve multi-scale feature fusion and enhance the overall performance of the network. The experimental results show that the precision and mAP@0.5 of the improved algorithm for insulator self-explosion defect detection reach 95% and 93.1%, respectively, which are increased by 1.8% and 1.5% compared with the original YOLOv8 algorithm, and it also has a good detection effect on insulator self-explosion defect detection under complex background and foggy environment.

Keywords: insulator defect detection;YOLOv8;SPD-Conv;SimAM;BiFPN

0 引言

近年来,我国电力系统一直保持安全稳定运行,是目前世界上唯一没有发生大面积停电事故的特大型电力系统。但我国电力系统安全形势依然严峻,发生大面积停电的风险始终存在,因此定期巡检电网设备至关重要。据统计,由绝缘子缺陷导致的电力系统瘫痪现象占电力系统故障 80% 以上^[1]。这是由于绝缘子长期暴露在空气中,受材料老化、雷击和污秽等影响,造成绝缘子自爆、闪络、污闪等故障情况,从而容易导致线路瘫痪和大规模停电。传统的电力巡检方式主要依靠人工巡检,这种检查方法耗时、费力且效率低下,并且存在一定的安全隐患。因此利用无人机巡

检对于实现智能化电力巡检具有重要意义。

基于深度学习的目标检测算法,按照检测流程的不同,可分为两阶段检测算法和一阶段检测算法^[2]。典型的两阶段算法主要包括区域卷积神经网络(region convolutional neural network, R-CNN)^[3], Fast R-CNN^[4], Faster R-CNN^[5]等。赵振兵等^[6]提出了一种基于改进的 R-FCN 的绝缘子检测方法,将 PRN 网络建议框的宽高比修改为多种比例,提高了原模型的检测准确率。Tang 等^[7]选取 ResNet50 作为 Faster R-CNN 的主干网,并利用特征金字塔网络进行特征融合,从而更有效地保留小目标的特征。二阶段算法需要候选区域提取和分类回归两个阶段的处

收稿日期:2024-06-28

* 基金项目:贵州省基金(黔科合基础[2019]1063号)、贵州大学引进人才科研项目(贵大人基合同字(2017)14号)资助

理,而一阶段算法直接对整张图像进行分类和回归,速度上快于二阶段算法。典型的一阶段算法主要包括YOLO(you only look once)系列^[8-11]、SSD(single shot multibox detector)^[12]。吴涛等^[13]使用MobileNetV1裁剪之后的网络替代YOLOv3的主干网络,大大提升了网络的检测速度,但是损失了一定的检测精度。Chen等^[14]在YOLOv3主干网络DarkNet53中引入DenseNet以增强网络特征信息的复用和融合,克服了复杂背景中出现的重叠遮挡难题,但是降低了检测速度。高伟等^[15-16]分别通过采用SR-GAN的高分辨率图像检测的方法和引入主干网络DAGNet(adaptive significant feature extraction network, DAGNet)、无参数注意力机制(simple parameter-free attention module, SimAM)改善了因背景复杂而导致的漏检问题,但是由于网络结构过于复杂,检测速度仍然较慢。肖黎俊等^[17]在YOLOv5s的基础上引入了全局注意力机制(global attention mechanism, GAM)和自适应空间特征融合(adaptively spatial feature fusion, ASFF)以提高网络特征提取能力,但尚未充分考虑恶劣天气等外部干扰因素可能对绝缘子缺陷检测精度造成的影响。邹红波等^[18]采用大气散射模型以生成不同雾气浓度的绝缘子数据集,在YOLOv7的基础上引入坐标注意力和加权双向特征金字塔网络(bidirectional wighted feature pyramid network, BiFPN)以提高特征关注和融合能力,但检测速度较慢,不适用直接部署于嵌入式设备或者移动端设备。

现有绝缘子缺陷检测算法所检测的图像大多数都是在正常光照环境下成像得到的,很少有针对雾天复杂环境成像条件下的检测算法研究,而在这种复杂环境下通过无人机所获得的绝缘子图像通常会出现纹理模糊不清、细节丢失等问题,又加上绝缘子缺陷本身尺寸较小,现有目标检测模型难以有效提取绝缘子缺陷特征,极易发生误检和漏检问题。为了适应更加复杂的背景和雾天环境,避免漏检和误检,满足检测更加快速准确的要求,本文提出了一种改进YOLOv8的绝缘子自爆缺陷检测算法,主要改进和创新如下:在主干网络中添加了SPD-Conv(space-to-depth convolution)模块,避免信息丢失,提升绝缘子缺陷小目标的检测精度;在特征融合层将BiFPN网络与SimAM注意力机制结合构建BiFPN_SimAM模块替换路径聚合网络(path aggregation network, PANet)^[19]的通道拼接(concat)操作,以加强特征融合,从而提高网络整体性能。

1 YOLOv8 算法

在目标检测领域中,YOLO系列算法因其检测速度快、准确率高、鲁棒性高和易于部署等优点而备受青睐。YOLO系列算法已广泛应用于绝缘子缺陷检测,绝缘子识别,绝缘子放电评估^[20]等方面。YOLOv8由Ultralytics团队于2023年1月提出,其专注于保持精度与速度之间的最佳平衡,适用于各个领域的检测任务。YOLOv8提供不同

尺度大小的版本,按模型规模从小到大分为n、s、m、l、x五个版本。本文选用的是模型小且速度快的YOLOv8n网络。

YOLOv8的整体网络架构主要分为:输入端、主干网(Backbone)、特征融合层(Neck)和检测头(Head),如图1所示。输入端会将图片自动缩放为 640×640 的尺寸以适应模型训练。主干网的作用是提取图片中的信息,由Conv、C2f和空间金字塔池化(spatial pyramid pooling fast, SPPF)组成。YOLOv8通过卷积层对输入特征进行了5次下采样,得到不同尺度的特征;通过在C2f结构中增加额外的跳跃连接和分割操作,使得整个模块提取的特征更加平滑,既保证了轻量化也能够获得更加丰富的梯度流信息;通过尾部的SPPF池化可实现自适应尺寸的输出同时又保持较快的处理速度。Neck部分处理主干网提取的特征,起着特征融合的作用,采用PANet将深层语义信息和浅层语义信息互补。Head部分作为最后预测部分,采用解耦头结构,使用2个独立分支完成对象分类和边界框的预测回归,使用3个不同尺度的检测层提取不同尺度的信息特征。

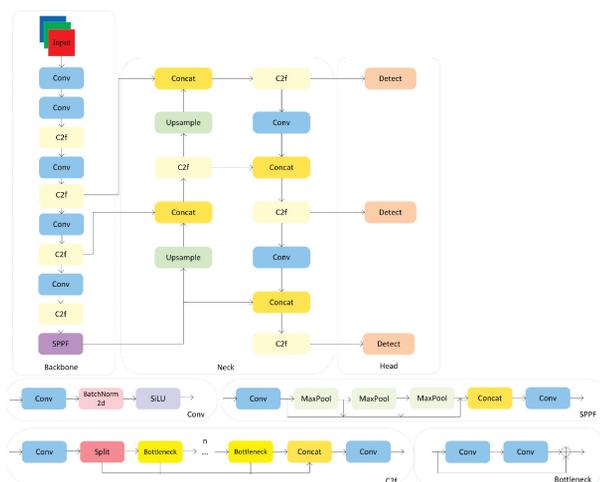


图1 YOLOv8模型结构

Fig. 1 YOLOv8 model structure

2 改进YOLOv8算法

本文提出了一种结合SPD-Conv^[21]和特征金字塔的改进YOLOv8的绝缘子自爆缺陷检测,改进后的YOLOv8模型结构如图2所示,主要有两个改进部分:在主干网络中添加了SPD-Conv模块,避免下采样过程中特征信息的丢失,提升了小目标绝缘子缺陷的检测精度;将Neck部分的原PANet中concat操作替换为结合SimAM注意力机制模块的加权双向特征金字塔网络BiFPN(记为BiFPN_SimAM模块),以加强特征融合。

2.1 SPD-Conv

YOLOv8的主干网络在提取图像的特征信息时会进行五次下采样,这容易导致细粒度特征信息的丢失,在处理

化了特征融合路径,删除了仅含单一输入的节点以减少冗余,并通过多次重复双向路径来实现更深层次的特征融合和信息传递;同时,它引入了加权特征融合策略,根据特征的重要性分配不同权重,提升融合效果。此外,在同一层特征间增加了残差连接,这使得在不增加计算量的情况下尽可能多地融合特征,减少特征信息丢失。

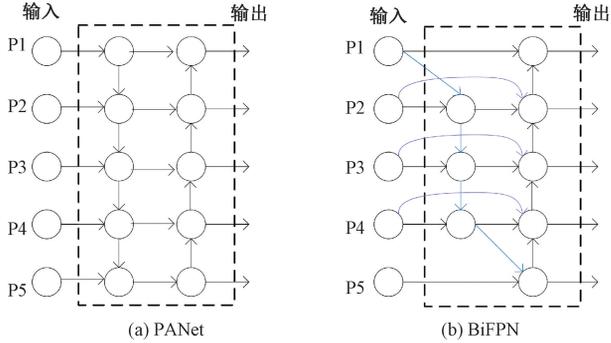


图4 不同特征金字塔结构

Fig. 4 Different feature pyramid structures

BiFPN采用快速归一化方法(fast normalized fusion)进行加权融合以区分各级特征对融合的贡献程度,如式5所示:

$$O = \sum_i \frac{\omega_i I_i}{\epsilon + \sum_j \omega_j} \quad (5)$$

其中, I_i 为输入特征, O 为输出特征, ω_i 和 ω_j 是可学习的权重用来调节不同特征在融合中的贡献,使用 ReLU 激活函数将其缩放到 $[0, 1]$ 之间, $\epsilon = 0.0001$ 可避免数值不稳定。

为了进一步加强特征融合,减少大量背景的干扰,在BiFPN的输出后面添加 SimAM 注意力机制动态地调整不同模块对最终输出的贡献,帮助预测端重点关注目标区域。SimAM 注意力机制会计算每个位置的权重,在不增加模型参数数量和计算量的同时提高了网络整体的检测性能。改进后的 BiFPN_SimAM 结构如图 5 所示。

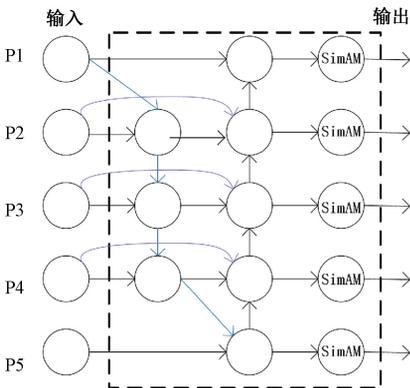


图5 BiFPN_SimAM 结构

Fig. 5 BiFPN_SimAM structure

3 实验结果及分析

3.1 实验环境

实验使用的 CPU 的型号为 Intel(R) Core(TM) i5-12400F (2.50 GHz), 显卡 (GPU) 的型号为 NVIDIA GeForce RTX3060, 显卡内存 12 GB, 采用的深度学习框架是 PyTorch 2.0.0, CUDA 版本为 11.8。训练参数设置如表 1 所示。

表 1 训练参数

Table 1 Training parameters

参数	具体数值
初始学习率	0.002
优化器算法	AdamW
权重衰减	0.0005
Batch size	64
训练次数	300
输入图片大小	640 × 640

3.2 数据集增广

在 github 的 MPID 数据集中包含了许多公开的绝缘子数据集, 本文的实验数据集是从中选取的由无人机拍摄得到的玻璃绝缘子 Su110kv 数据集, 其中自爆缺陷绝缘子的图像共 1 010 张 (全部都是自爆缺陷的绝缘子图像), 图像大小为 515 × 515 像素。目前还没有公开的雾天场景下的数据集, 且绝缘子缺陷图像较少, 因此, 本文通过人工合成带雾图像的方式, 在原有数据集的基础上进行增广。通过加噪、调整亮度、cutout、旋转、裁剪、平移、镜像、合成雾等操作将图像数据扩充到 2 020 张图片, 如图 6 所示。选用 LabelImg 工具对数据集进行标注, 将有自爆缺陷的标注为 defect。按照 6 : 2 : 2 的比例划分训练集、验证集、测试集, 分别为 1 212 张、404 张、404 张。

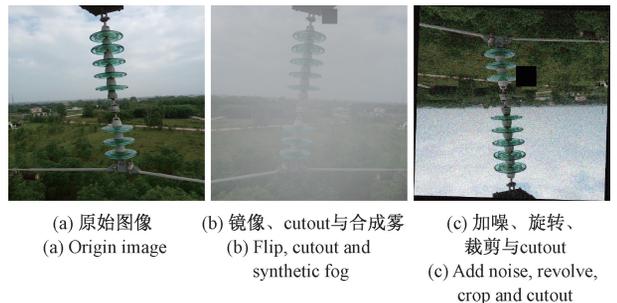


图6 数据增广

Fig. 6 Data augmentation

本文的有雾图像是基于大气散射模型采用中心点合成雾的方法得到的^[24], 大气散射模型的数学表达式为:

$$I(x) = J(x)e^{-\beta d(x)} + A(1 - e^{-\beta d(x)}) \quad (6)$$

其中, $I(x)$ 为有雾图像, $J(x)$ 为原始图像, A 为大气

光值。 β 为大气散射系数, $d(x)$ 为图像各点到雾化中心的距离。根据上述数学模型, 通过调整参数 A 和 β 生成雾天绝缘子图像。

3.3 评价指标

本文使用精确率 (precision, P)、召回率 (recall, R)、平均精度均值 (mean average precision, mAP) 等作为评价指标。

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (7)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (8)$$

$$AP = \int_0^1 P(r) dr \quad (9)$$

$$mAP = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n AP_i \quad (10)$$

其中, TP 代表正确预测的正样本数, TN 代表正确预

测的负样本数, FN 代表漏检的正样本数, FP 表示误检的负样本数。 P 衡量了实际正样本在预测正样本中的比例, R 反映了实际正样本中被正确预测的比例。 AP 值是根据 $P-R$ 曲线计算的面积。 AP 指单个类别平均精度, mAP 是所有类别的平均精度, n 表示总类别数。 $mAP@0.5$ 表示 IOU 阈值为 0.5 时的总类别平均精度, $mAP@0.5 : 0.95$ 表示 IOU 阈值从 0.5 到 0.95 (以 0.05 为步长) 范围内多个阈值下的平均精度。 FPS 指标反映了算法的检测速度, 即每秒能够处理的图像数量。

3.4 实验结果与分析

1) 消融实验

为了验证所提出的改进算法对原来的 YOLOv8 算法优化的有效性, 进行了消融实验, 不同改进方法对模型检测性能的影响如表 2 所示。

表 2 消融实验

Table 2 Ablation experiment

模型	P / %	R / %	$mAP@0.5$ / %	$mAP@0.5-0.95$ / %	FPS	Parameters / 10^9	模型尺寸/ MB
YOLOv8	93.2	85.4	91.6	60.3	500	3.005	6.3
YOLOv8+SPDConv	93.4	85.8	92.1	60.7	385	3.054	6.4
YOLOv8+BiFPN	93.4	85.2	91.6	59.8	417	3.006	6.3
YOLOv8+BiFPN_SimAM	94.8	87.7	92.6	61.0	385	3.006	6.3
YOLOv8+SPD+BiFPN_SimAM	95.0	87.0	93.1	61.3	417	3.055	6.4

根据表 2 可知, 添加了 SPD-Conv 模块的算法相比原始 YOLOv8 算法, 精确率、召回率、 $mAP@0.5$ 和 $mAP@0.5-0.95$ 都有提升, 其中 $mAP@0.5$ 提升了 0.5%, 证明了 SPD-Conv 模块对加强缺陷特征提取的有效性; 将 YOLOv8 的 PANet 替换为加权双向特征金字塔 BiFPN, 精确率略有提升, 召回率和 $mAP@0.5-0.95$ 略有下降, 因此考虑在不增加网络的参数量和计算量的基础上在 BiFPN 网络结构上添加 SimAM 注意力机制, 精确率、召回率、 $mAP@0.5$ 和 $mAP@0.5-0.95$ 分别提升了 1.6%、2.3%、1%、0.7%, 证明了 BiFPN_SimAM 模块对多尺度特征融合的有效性; 将两个模块同时加入原始 YOLOv8 算法中, 虽然 FPS 略有下降, 但是精确率提高了 1.8%、召回率提高了 1.6%、 $mAP@0.5$ 提高了 1.5%、 $mAP@0.5-0.95$ 提高了 1%, 并且参数量和模型大小仅增加了 1.7% 和 1.6%。实验结果表明, 本文算法可有效减少模型在特征提取过程中目标信息的丢失, 提高网络整体检测性能。

为了更直观地观察改进算法和原算法之间的区别, 如图 7 所示, 给出了部分检测结果的一个对比结果。在 Image1 的检测上, 可以发现原始 YOLOv8 算法存在误检, 误将绝缘子与输电线路的接口检测为绝缘子缺陷, 而改进后的算法避免了这一问题; 在 Image2 的检测上, 因背景为较复杂的杆塔原始算法存在漏检, 而改进后的算法能够将

绝缘子缺陷检测出; 在 Image3 的检测上, 因为加雾的影响且一张图中可能存在多个小目标对象, 原始算法存在漏检, 而改进后的算法能够将缺陷全部检测出; 在 Image4 的检测上, 相比原始算法, 改进后的算法在雾天下的检测精度更高。综上对比分析可知, 改进后的算法检测效果更好。

2) 对比实验

为了进一步验证本文提出算法对绝缘子自爆缺陷检测效果, 在同一数据集和实验环境下将改进算法与 Faster R-CNN、SSD、YOLOv5s、YOLOv5x、YOLOv7-tiny 当前主流目标检测模型进行对比。实验结果如表 3 所示。

由表 3 可知, Faster R-CNN、YOLOv5s、YOLOv5x、YOLOv7-tiny 的 $mAP@0.5$ 均低于 90%, 无法满足绝缘子缺陷检测精度要求。SSD 相比于前 4 个目标检测算法能够达到较高的召回率, 但是参数量和模型大小都较大, 检测速度也较慢, 无法满足实时检测的要求。而本文算法的 $mAP@0.5$ 达到 93.1%, 是 7 个目标检测算法中检测精度最高的, 相较于 Faster R-CNN、SSD、YOLOv5s、YOLOv5x、YOLOv7-tiny、YOLOv8n 分别高出 11.6%、2.3%、4.5%、3.6%、6.6%、1.5%。另一方面, 由于增加了部分模块, 所以相较于原始 YOLOv8 算法, 本文算法的 FPS 略有下降, 参数量和模型大小增加了 1.7% 和 1.6%,



图7 部分检测结果示例
Fig.7 Some examples of detection result

表3 不同算法的对比实验
Table 3 Comparison experiments

模型	P/%	R/%	mAP@0.5/%	mAP@0.5-0.95/%	FPS	Parameters/10 ⁹	模型尺寸/MB
Faster R-CNN	80.4	80.7	81.5	42.4	144	28.320	108
SSD	90.8	93.7	90.8	46.6	156	24.272	90.6
YOLOv5s	89.1	81.0	88.6	53.0	222	9.122	14.4
YOLOv5x	92.6	81.4	89.5	53.6	196	9.111	18.6
YOLOv7-tiny	91.7	78.3	86.5	50.2	187	6.014	12.3
YOLOv8n	93.2	85.4	91.6	60.3	500	3.005	6.3
本文	95.0	87.0	93.1	61.3	417	3.055	6.4

但都优于其他5个目标检测算法。对比实验结果表明,改进后的算法检测精度得到提升,并且能够在检测精度和检测速度之间实现较好的平衡,显现出本文算法具有明显的优越性。

4 结 论

针对在复杂背景和雾天环境下绝缘子自爆缺陷检测容易误检、漏检的问题,本文提出了一种基于YOLOv8的改进算法,通过在主干网添加SPD-Conv模块提取更深层次特征信息,保留更多的图像细节和空间信息;在特征融合层将BiFPN与SimAM注意力机制结合构建BiFPN_SimAM模块替换PANet的concat连接,充分融合浅层信息与深层信息,提高了网络性能。改进后的算法在绝缘子数据集上的精确率和mAP@0.5分别达到了95%和93.1%,相较于原始YOLOv8算法分别提升了1.8%和1.5%。未来将继续研究在复杂背景和恶劣天气下的整体性能,提高算法的检测精度的同时提升泛化能力。此外还可考虑轻量化来优化网络结构,以实现移动端实时检测绝缘子缺陷。

参考文献

[1] ZHAI Y J, WANG D, et al. Fault detection of insulator based on saliency and adaptive morphology [J].

Multimedia Tools and Applications, 2016, 76(9): 12051-12064.

[2] 曹家乐,李亚利,孙汉卿,等. 基于深度学习的视觉目标检测技术综述[J]. 中国图象图形学报, 2022, 27(6): 1697-1722.
CAO J L, LI Y L, SUN H Q, et al. A survey on deep learning based visual object detection[J]. Journal of Image and Graphics, 2022, 27(6): 1697-1722.

[3] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 580-587.

[4] GIRSHICK R. Fast R-CNN[C]. IEEE International Conference on Computer Vision, 2015: 1440-1448.

[5] REN SH Q, HE K M, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.

[6] 赵振兵,崔雅萍,戚银城,等. 基于改进的R-FCN航拍巡线图像中的绝缘子检测方法[J]. 计算机科学, 2019, 46(3): 159-163.
ZHAO ZH B, CUI Y P, QI Y CH, et al. Detection

- method of insulator in aerial inspection image based on modified R-FCN[J]. Computer Science, 2019, 46(3): 159-163.
- [7] TANG J P, WANG J, WANG H L, et al. Insulator defect detection based on improved faster R-CNN[C]. 2022 4th Asia Energy and Electrical Engineering Symposium(AEES). IEEE, 2022: 541-546.
- [8] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 779-788.
- [9] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: An incremental improvement[J]. ArXiv preprint arXiv: 1804.02767, 2018.
- [10] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLOv4: Optimal speed and accuracy of object detection [J]. ArXiv preprint arXiv: 2004.10934, 2020.
- [11] WANG C Y, BOCHKOVSKIY A, LIAO H Y M. YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors[C]. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2023: 7464-7475.
- [12] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single shot multibox detector[C]. Computer Vision-ECCV 2016, 2016: 21-37.
- [13] 吴涛,王伟斌,于力,等.轻量级 YOLOV3 的绝缘子缺陷检测方法[J].计算机工程,2019,45(8):275-280.
- WU T, WANG W B, YU L, et al. Insulator defect detection method for lightweight YOLOv3 [J]. Computer Engineering, 2019,45(8):275-280.
- [14] CHEN ZH H, XIAO Y W, ZHOU Y, et al. Insulator recognition method for distribution network overhead transmission lines based on modified YOLOv3[C]. 2020 Chinese Automation Congress (CAC). IEEE, 2020: 2815-2820.
- [15] 高伟,周宸,郭谋发.基于改进 YOLOv4 及 SR-GAN 的绝缘子缺陷辨识研究[J].电机与控制学报,2021, 25(11): 93-104.
- GAO W, ZHOU CH, GUO M F. Insulator defect identification via improved YOLOv4 and SR-GAN algorithm [J]. Journal of Electrical Machines and Control, 2021,25(11):93-104.
- [16] 张志君,张惊雷,贾鑫.复杂背景条件下的电气设备图像实例分割算法[J].电子测量技术,2024,47(1): 110-117.
- ZHANG ZH J, ZHANG J L, JIA X. Instance segmentation algorithm for electrical equipment images under complex background conditions [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(1): 110-117.
- [17] 肖黎俊,潘睿志,李超,等.基于改进 YOLOv5s 绝缘子缺陷检测技术研究[J].电子测量技术,2022,45(24): 137-144.
- XIAO C J, PAN R ZH, LI CH, et al. Research on defect detection technology based on improved YOLOv5s insulator [J], Electronic Measurement Technology,2022, 45(24):137-144.
- [18] 邹红波,陈俊廷,柴延辉,等.基于改进的 YOLOv7 的雾天场景下绝缘子及其自爆缺陷检测方法[J].国外电子测量技术,2023,42(10):1-11.
- ZHOU H B, CHEN J T, CHAI Y H, et al. Detection method of insulator and self-explosion defect in foggy scene based on improved YOLOv7 [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2023, 42(10):1-11.
- [19] LIU SH, LU Q, QIN H F, et al. Path aggregation network for instance segmentation[C]. 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR). IEEE, 2018.
- [20] 杨阳,杨帅,闫敏,等.基于 UDD-YOLO 的边缘端绝缘子放电严重程度评估算法[J].电子测量与仪器学报, 2024, 38(1):219-227.
- YANG Y, YANG SH, YAN M, et al. UDD-YOLO based edge-end insulator discharge severity assessment algorithm[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation,2024,38(1):219-227.
- [21] SUNKARA R, TIE L. No more strided convolutions or pooling: A new CNN building block for low-resolution images and small objects [C]. Joint European Conference on Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases, 2022: 443-459.
- [22] YANG L X, ZHANG R Y, LI L D, et al. SimAM: A simple, parameter-free attention module for convolutional neural networks [C]. International Conference on Machine Learning, 2021.
- [23] TAN M X, PANG R M, LE Q V. EfficientDet: Scalable and efficient object detection[C]. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 10781-10790.
- [24] HE K M, SUN J, TANG X OU. Single image haze removal using dark channel prior [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(12): 2341-2353.

作者简介

廖丽瑛,硕士研究生,主要研究方向为图像处理与识别。
E-mail:1571656196@qq.com

刘洪(通信作者),博士,副教授,主要研究方向为信号处理、图像处理。
E-mail:laniliu@sina.com