

基于改进 YOLOv8 的带电作业绝缘毯表面缺陷识别

吴田^{1,2}, 王铭心^{1,2}, 唐盼³, 方春华^{1,2}, 赵文俊^{1,2}, 徐园红^{1,2}

(1. 湖北省输电线路工程技术研究中心(三峡大学), 湖北宜昌 443002; 2. 三峡大学电气与新能源学院, 湖北宜昌 443002; 3. 中国电力科学研究院有限公司电网环境保护国家重点实验室, 湖北武汉 430072)

摘要: 绝缘毯表面缺陷对其绝缘性能和使用寿命有严重影响, 针对现有检测方法面对不规则缺陷以及绝缘毯表面纹理干扰造成的检测效率和准确率低的问题, 本文提出一种基于改进 YOLOv8 的绝缘毯缺陷检测算法, 引入 SPD-Conv 卷积神经网络, 解决小目标检测特征遗漏问题; 引入 Deformable-LKA 注意力机制自适应调整卷积核大小和形状, 增强特征提取能力; 针对缺陷形状不规则的问题, 改进 YOLOv8 中的损失函数为 Shape-IoU, 减少标注框的影响; 同时开展模拟缺陷绝缘毯的沿面放电试验, 获取不同缺陷对绝缘性能的影响。实验结果表明: 绝缘毯表面不同类型缺陷对沿面放电特性影响差异明显, 改进模型在扩充数据集上的识别率为 94.8%, 相比原模型在检测速度和精度上都有一定的提升, 为带电作业绝缘毯表面缺陷检测提供参考。

关键词: 带电作业; 绝缘毯; 缺陷检测; YOLOv8; 沿面放电

文章编号: XXXX-XXXX(XXXX)XX-0001-10

Live Working Insulation Blanket Surface Defect Recognition Based on Improved YOLOv8

WU Tian^{1,2}, WANG Mingxin^{1,2}, TANG Pan³, FANG Chunhua^{1,2}, ZHAO Wenjun^{1,2}, XU Yuanhong^{1,2}

(1. Hubei Provincial Engineering Technology Research Center for Power Transmission Line, China Three Gorges University, Yichang, Hubei 443002, China; 2. College of Electrical Engineering and New Energy, China Three Gorges University, Yichang, Hubei 443002, China; 3. State Key Laboratory of Power Grid Environmental Protection, China Electric Power Research Institute, Wuhan, Hubei, 430000, China)

Abstract: Surface defects of insulating blankets can severely impact their insulating performance and service life. To address the low detection efficiency and accuracy caused by irregular defects and interference from the surface texture of insulating blankets, this paper proposes an improved YOLOv8 algorithm for detecting defects in insulating blankets. The algorithm introduces an SPD-Conv convolutional neural network to address the issue of feature omission in small target detection. It incorporates the Deformable-LKA attention mechanism to adaptively adjust the size and shape of the convolutional kernel, enhancing the capability to extract features. To tackle the issue of irregular defect shapes, the loss function in YOLOv8 is improved to Shape-IoU, reducing the impact of annotation boxes. Additionally, a surface discharge test is conducted on simulated defective insulating blankets to quantify the impact of different defects on insulating performance. Experimental results indicate that different types of surface defects on insulating blankets significantly affect surface discharge characteristics. The improved model achieves a recognition rate of 94.8% on the expanded dataset, showing certain improvements in detection speed and accuracy compared to the original model, providing a reference for the detection of surface defects on insulating blankets used in live working.

Key words: live working; insulating blanket; defect detection; YOLOv8; surface discharge

0 引言

随着社会对供电可靠性要求的不断提高, 不停电作业技术在配网中得到了广泛的研究和应用^[1]。为保证配网带电作业人员的安全, 通常使用绝缘毯进行绝缘遮蔽。然而, 在作业过程中与设备和作业人员之间的接触刮蹭, 再加上长期暴露于大气之中, 空气中的粉尘、颗粒物等在其表面积累, 造成绝缘毯的磨损和积污^[2]。研究发现这些污秽和磨损可能导致绝缘材料局部电场增强, 进而引发局部放电, 严重影响带电作业人员的安全^[3-5]。

为了确保绝缘毯的性能满足使用要求, 目前主要采用 DL/T 976^[6] 对其外观、机械、电气性能等进行试验, 传统的检测方法主要通过外观检查表面是否存在缺陷以及开展交流耐压试验判断电气性能是否满足要求, 不仅费时费力, 容易出现误检漏检的情况, 而且耐压试验为破坏性试验, 会导致大量绝缘毯绝缘击穿或烧蚀而提前报废, 给电力公司带来极大的经济损失^[7]。

近年来随着人工智能的发展, 基于机器视觉的缺陷检测方法已被广泛应用在医疗、机械器材、电力设备等行业^[8-13]。其中, 以 Faster R-CNN 模型为代表的两阶段缺陷检测算法和以 YOLO 为代表的一阶段缺陷检测算法广受研究人员青睐。相较于传统方法在识别精度和速度上都有提升, 但是计算复杂度较高, 不能满

足工业缺陷检测的要求。绝缘毯表面缺陷不规则,其颜色、表面的纹理对检测效果都有较大的干扰。针对复杂背景和小目标的缺陷检测,涂俊博等^[14]通过引入 SI LU 激活函数和 CBAM 注意力机制模块改进 YOLOv5 算法,增强对太阳能电池板小目标缺陷的识别能力,实验结果表明模型检测准确率达到 95.9%,但由于网络结构复杂,导致检测速度不能满足要求;王韵琳^[15]等改进了 YOLOX-s 检测算法,对电力绝缘子表面缺陷检测准确率达到 93.6%,相较于基础模型提升了 4.7%,但对于被遮挡对象的检测精度一般;Tong 等^[16]针对缺陷背景复杂,大小不一的特点,提出改进 YOLOv8 缺陷检测算法,采用 Mini-BiFPN 结构提高小目标特征的检测精度,通过整合 GhostCBS 和 DFSB-C2f 模块增强复杂背景的提取能力,检测精度相对于基础模型提高了 4.8%。以上方法在电力设备缺陷检测方面表现出了一定的鲁棒性和泛化能力,为带电作业绝缘毯表面的缺陷检测提供了参考。

综上所述,针对绝缘毯缺陷检测所存在的问题,本文提出一种基于改进 YOLOv8 的缺陷检测算法。首先,针对算法识别缺陷类型开展沿面放电试验,评估不同类型缺陷对绝缘毯沿面放电的影响;其次,创建缺陷绝缘毯数据集,改进基础 YOLOv8 模型,在 YOLOv8 的 Backbone 和 Neck 部分引入 SPD-Conv 卷积神经网络代替传统 CNN,保留了目标的像素点信息,提高小目标检测的精度;其次,引入 Deformable-LKA 注意力机制,动态调整卷积核的大小和形状,增强特征提取能力;最后引入 Shape-IoU 损失函数,减少标注框的影响,增强对不规则缺陷的识别能力。本文通过自建数据集验证了算法的有效性,为带电作业绝缘毯的缺陷检测和维护保养提供参考。

1 绝缘毯表面缺陷的识别方法

1.1 总体的研究思路

为了获取不同类型缺陷对沿面放电的影响,采用改进的 YOLOv8 对实际缺陷进行识别和分类,在此基础上加工模拟缺陷的绝缘毯开展沿面放电特性试验,评估不同类型的缺陷对绝缘毯沿面放电影响的差异。为了提升图像识别方法对在役绝缘毯进行预防性检测时对复杂、多尺度和多目标缺陷识别的效果,以 YOLOv8 为基础进行了相应的改进。YOLOv8 目前共有 YOLOv8s、YOLOv8m、YOLOv8n、YOLOv8x、YOLOv8l 五个版本,考虑参数量和计算复杂度的不同,本文选择 YOLOv8s 作为基础模型。尽管 YOLOv8 在普通场景的目标检测表现优异,但是对于小目标检测的效果较差,易出现误检和漏检情况,并且在复杂背景下的识别能力有限^[17-25]。本文提出的改进 YOLOv8 网络结构如图 1,从卷积神经网络、注意力机制和损失函数三个模块对基础模型改进。

1.1.1 典型绝缘毯表面缺陷对沿面影响的试验方法

根据某供电公司带电作业项目部绝缘毯使用和报废情况,绝缘毯表面的缺陷类型可分为表面积污、表面划痕磨损以及两者夹杂在一起。为探究不同类型缺陷对绝缘毯沿面放电的影响,设计了沿面放电试验,试验电路如图 2,工频试验电源的额定容量为 100kVA,输出电压为 0-100kV。图中 T_1 为调压变压器, T_2 为升压变压器,保护电阻阻值为 10k Ω 。由于在役绝缘毯表面的缺陷通常夹杂在一起,难以区分单个缺陷对沿面放电的影响,因此采用模拟表面积污、磨损、污秽磨损夹杂 3 种常见缺陷进行沿面放电试验^[26]。

为了模拟带电作业现场工况,本文使用棒电极模拟带电导线,球电极模拟带电作业人员的身体部位,现场试验布置如图 3。试验绝缘毯布置在棒电极上,球电极放在绝缘毯表面的边缘处,试验中调节球电极中心距棒电极的距离 S 分别为 5cm、10cm、15cm 进行放电试验。

1.2 改进 YOLOv8 的缺陷识别模型

1.2.1 SPD-Conv 卷积神经网络

对于绝缘毯表面微小刺伤、划痕类磨损缺陷,传统的 CNN 架构中的步长卷积和池化层,由于分辨率不高,会面临细粒度信息丢失和特征学习不足的问题。因此,本文在主干网络卷积模块(ConV)和 C2f 模块以及头部网络 ConV 模块和 Contac 模块之间引入 SPD-Conv,替代传统 CNN 架构中的步长卷积和池化层。SPD-Conv 的结构如图 4,利用一个空间到深度(SPD)层和一个无卷积步长(ConV)层,将输入图像的空间维度信息转换为深度维度信息,保留图像的细粒度信息。提高模型在处理低分辨率图像和小对象时的性

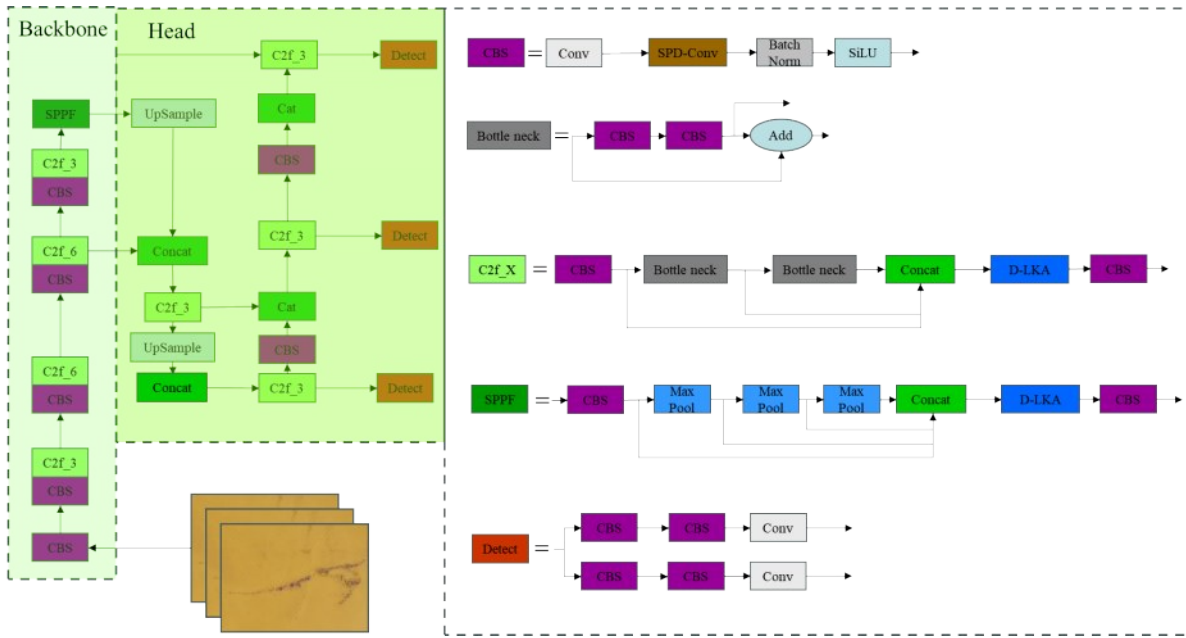


图1 改进 YOLOv8 结构图

Fig.1 Improved YOLOv8 Architecture Diagram

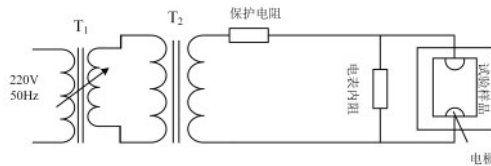


图2 沿面放电试验电路图

Fig.2 Schematic Diagram of Surface Discharge Test

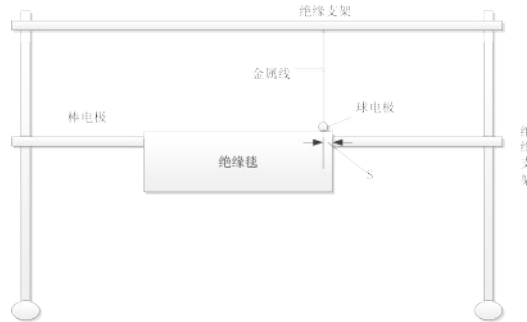


图3 试验布置图

Fig.3 Schematic Diagram of the Test Setup

能^[27]。首先是空间到深度(SPD)层,比例因子 $scale$ 对中间特征图 X 进行下采样,划分为 $scale^2$ 个子特征图,通过降低特征图的空间分辨率来增加特征图的深度;子特征图沿着通道维度合并,形成新的特征图 X_0 , X_0 的空间维度是原来的 $1/scale$,但是通道维度增加了 $scale^2$ 倍,在空间分辨率减小的情况下,保留了原始特征图 X 的全部信息;最后 X_0 经过步长为1的卷积层模块处理,卷积核覆盖特征图的每个像素点,得到特征图 X_{00} 。通过以上过程增加通道深度来保留更多的信息,从而增强对小目标对象的检测能力。

1.2.2 Deformable-LKA 注意力机制

绝缘毯表面纹理类似于编织物,对刺伤或划伤等磨损缺陷识别造成较大干扰。为了弥补 YOLOv8 识别缺陷图像特征信息不足的问题,在头部网络 Contac 模块后引入可变形大核注意力(Deformable-LKA),动态调整卷积核的大小和形状以适应不同的图像特征^[28]。其结构如图5,输入图片经过卷积层维度减小,随后通过四个阶段的 MaxViT 编码器进行特征提取,充分捕获图像信息;之后进行下采样进入 D-LKA 层,每阶段经

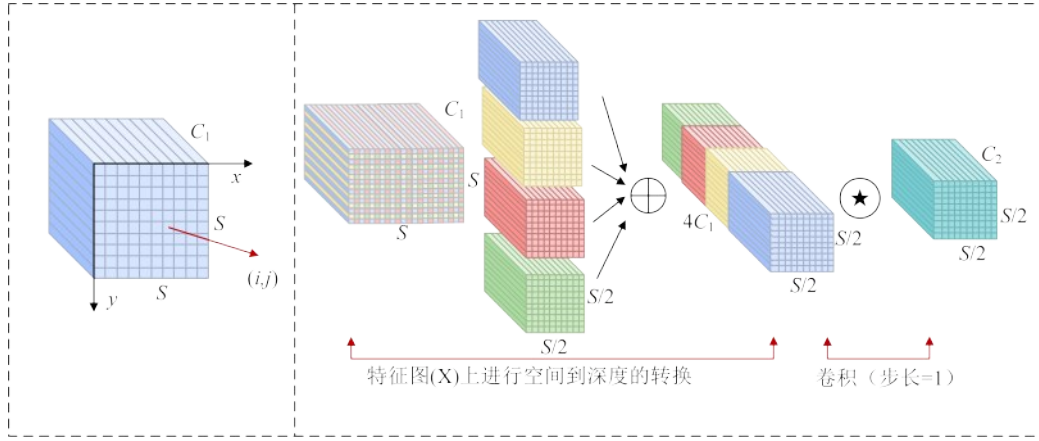


图4 SPD-Conv 结构图

Fig.4 The structural diagram of SPD-Conv

过两次的卷积核动态调整,更好的适应不同的图像特征,补丁扩展层实现分辨率上采样,同时减少通道尺寸,最后线性层负责生成最终输出。

1.2.3 Shape-IoU 损失函数

为了减少标注框对检测性能的影响,提高回归的准确性,使用 Shape-IoU 代替基础模型的 CIoU^[29]。Shape-IoU 在基础模型的基础上,考虑了边界框本身的形状和尺寸对回归的影响,对于不规则分布的污秽有更好的识别效果,Shape-IoU 损失函数定义如下:

$$IoU = \frac{|B \cap B^{gt}|}{|B \cup B^{gt}|} \quad (1)$$

$$ww = \frac{2 \times (\omega^{gt})^{scale}}{(\omega^{gt})^{scale} + (h^{gt})^{scale}} \quad (2)$$

$$hh = \frac{2 \times (h^{gt})^{scale}}{(\omega^{gt})^{scale} + (h^{gt})^{scale}} \quad (3)$$

$$distance^{shape} = hh \times (x_c - x_c^{gt})^2 / c^2 + ww \times (y_c - y_c^{gt})^2 / c^2 \quad (4)$$

$$\Omega^{shape} = \sum_{t=\omega, h} (1 - e^{-\omega_t})^\theta, \theta = 4 \quad (5)$$

$$\begin{cases} \omega_w = hh \times \frac{|\omega - \omega^{gt}|}{\max(\omega, \omega^{gt})} \\ \omega_h = ww \times \frac{|h - h^{gt}|}{\max(h, h^{gt})} \end{cases} \quad (6)$$

式中: B 为预测框, B^{gt} 为真实框, h^{gt} 、 ω^{gt} 分别表示真实框的长和宽, x_c 、 y_c 表示预测框的中心点坐标, x_c^{gt} 、 y_c^{gt} 分别表示真实框的中心点坐标, $scale$ 是比例因子,与数据集中目标的比例相关, ww 和 hh 分别是水平和垂直方向的权重系数, Ω^{shape} 表示形状因子,用于衡量预测框和真实框形状的不一致性。对应边界的回归损失如下:

$$L_{Shape-IoU} = 1 - IoU + distance^{shape} + 0.5 \times \Omega^{shape} \quad (7)$$

1.3 实验环境与评价指标

1.3.1 数据集

实验数据集为自建数据集,含有缺陷绝缘毯的照片 3600 张,其中包括污秽照片 1000 张、磨损照片 1200

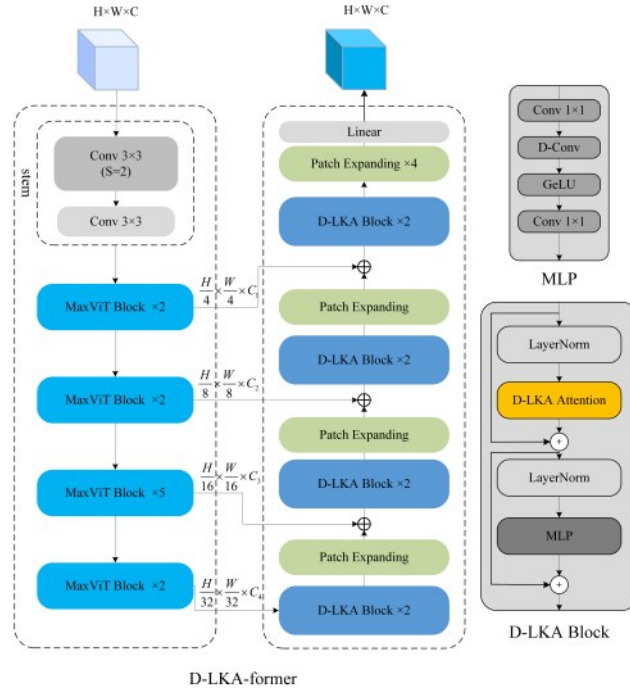


图5 Deformable-LKA 结构图

Fig.5 The Structural Diagram of Deformable-LKA

张、污秽和磨损夹杂照片 1400 张。为了减少数据样本不平衡带来的影响,增强缺陷检测模型的稳定性,使用 Mosaic 算法对数据集进行增强处理,扩充到 36000 张,污秽、磨损、污秽和磨损夹杂各 12000 张,按照 7:2:1 的比例,分为训练集、测试集和验证集。

1.3.2 实验环境

本文操作系统为 Win11, GPU 型号为 NVIDIA GeForce RTX 3060, 显卡为 8GB。深度学习框架为 PyTorch, 编程语言为 Python3.8。训练图像分辨率为 640×640 , 批次大小为 16, 迭代次数为 200 代, 初始学习率为 0.01。

1.3.3 性能评价指标

为评估绝缘毯表面缺陷识别分类的准确性, 本文选择精准率 (Precision, P)、召回率 (Recall, R)、平均精度 (Average Precision, AP) 和平均精度均值 (mean Average Precision, mAP) 作为评价指标, 公式如下:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \tag{8}$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \tag{9}$$

$$AP = \int_0^1 P(R) d(R) \tag{10}$$

$$mAP = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \int_0^1 P(R) dR \tag{11}$$

式中: TP 表示预测正确的正例数量; FP 表示负样本被错误预测为正例数量; FN 表示正样本被错误预测为负例数量, n 为缺陷类别数。

衡量实时性能的评价指标是模型每秒可检测帧数 (Frames Per Second, FPS); 衡量轻量化程度的指标是模型参数量 (Parameters, $Params$), 即网络结构中所有参数的总和。

2 结果与分析

2.1 缺陷绝缘毯沿面放电试验

不同工况下得到绝缘毯沿面放电电压如图 6 所示。相同条件下,其表面的缺陷对沿面放电特性的影响程度从小到大依次为:污秽、磨损、污秽+磨损。当放电距离为 10cm,相较于新绝缘毯,三种工况下,沿面放电电压分别下降 4.0%、9.4%、11.5%。在干燥条件下,污秽的存在使其表面出现一个个小凸起,在凹凸处电场易集中和畸变,影响电子的运动;当表面存在磨损时,在磨损处易形成陷阱捕获电子,同时破坏了表面的绝缘,因此对于沿面放电特性的影响更大^[30]。

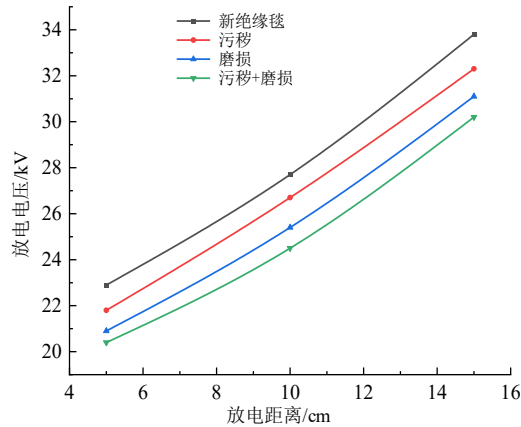


图 6 沿面放电电压

Fig. 6 Surface Discharge Voltage

2.2 消融实验

为验证各改进模块的有效性,设计消融实验。A组为标准YOLOv8;其余组别均是在YOLOv8基础上添加改进模块,消融试验结果如表1,平均精度均值训练变化曲线如图7。引入SPD-Conv代替CNN,mAP提升1.9%,说明图像通过空间到深度(SPD)层处理能够保留更多的图像信息,再经过非步长卷积(Conv)提取更充分的特征信息,有效提升小目标物体的检测精度;引入Deformable-LKA注意力机制可以提高绝缘毯表面微缺陷检测的精准率和召回率,通过可变形大核注意力提高对目标形状和大小的适应性,mAP提升2.4%;引入Shape-IoU损失函数代替CIoU,mAP提升2.9%。经以上三个改进点的替换融合,得到本文改进算法,相比于基础YOLOv8算法,在自建绝缘毯缺陷数据集上mAP增加6.6%,检测速度从60.3framers/s提升至65.2framers/s,极大提高了检测的精度和速度。

表 1 消融实验结果

Table 1 Ablation Study Results

| 组别 | 模型 | AP | | | mAP | P | R | FPS |
|----|------------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|------|
| | | 磨损 | 污秽 | 污秽+磨损 | | | | |
| A | Yolov8 | 0.922 | 0.898 | 0.848 | 0.889 | 0.883 | 0.855 | 60.3 |
| B | + SPD-Conv | 0.941 | 0.915 | 0.863 | 0.906 | 0.882 | 0.826 | 61.2 |
| C | + D-LKA | 0.939 | 0.917 | 0.875 | 0.910 | 0.879 | 0.831 | 61.7 |
| D | + Shape-IoU | 0.944 | 0.912 | 0.891 | 0.915 | 0.872 | 0.829 | 62.3 |
| E | + SPD-Conv+ D-LKA | 0.953 | 0.923 | 0.911 | 0.929 | 0.903 | 0.882 | 63.6 |
| F | + SPD-Conv+ Shape-IoU | 0.948 | 0.921 | 0.901 | 0.923 | 0.908 | 0.891 | 62.9 |
| G | + D-LKA+ Shape-IoU | 0.961 | 0.933 | 0.908 | 0.934 | 0.911 | 0.885 | 64.2 |
| H | + SPD-Conv+ D-LKA+ Shape-IoU | 0.972 | 0.952 | 0.921 | 0.948 | 0.921 | 0.917 | 65.2 |

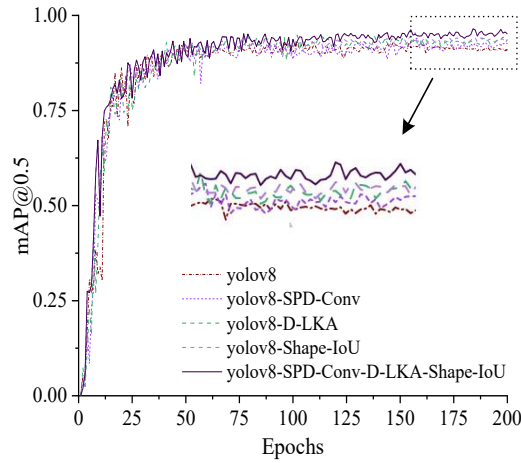


图7 mAP@0.5 训练变化曲线

Fig. 7 Training Curve of mAP@0.5

2.3 对比实验

为了进一步验证改进 YOLOv8 模型的优越性,除了与基础模型相比,本文还将该模型与近年先进的目标检测模型 Faster RNN、Def.DETR、SSD、YOLOv3、YOLOv5、YOLOv7 等进行对比实验,结果如表 2 所示。可以看出:本文改进算法的检测性能优于其它模型。改进模型的 mAP 达到了 94.8%,相比于 SSD、YOLOv3、YOLOv5、YOLOv7 基准模型,分别提高了 51.7%、49.3%、20.3%、13.8%,相较于二阶段模型 Faster RNN、Def.DETR 提高了 81.3%、73.6%;在精准率和召回率两参数上同样优于其他模型;由于本改进算法在基础 YOLOv8 模型上增加了注意力机制模块,改进了卷积网络和损失函数,因此,参数量增加了 6.4%;在检测速度上,本文改进方法达到了 65.2 帧/s,相较于基础模型提升了 8.13%,相较于前几个版本 YOLO 和二阶段算法提升明显。最后,在实际测试中,本文提出的改进模型针对绝缘毯表面的不同类型缺陷能做到较为精确识别,具有较好的检测效果,具体结果如图 8。

综上,不同类型缺陷对绝缘毯绝缘性能影响差异较大,通过本文改进 YOLOv8 的绝缘毯缺陷检测算法,结合检测精度和检测速度,能较好满足带电作业绝缘毯表面微缺陷的识别分类工作,进而采取清洁或修复等处理措施,有效减少在役绝缘毯过高的报废率。

表2 对比实验结果

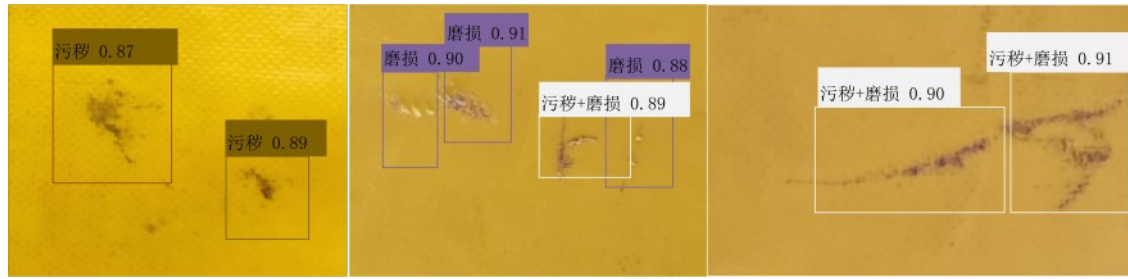
Table 2 Comparative Experiment Results

| 模型 | P | R | mAP | P/M | FPS($f \cdot s^{-1}$) |
|-------------|-------|-------|-------|-------|-------------------------|
| Faster-RCNN | 0.563 | 0.695 | 0.523 | 105.3 | 5.3 |
| DETR | 0.438 | 0.532 | 0.546 | 94.2 | 8.1 |
| SSD | 0.685 | 0.657 | 0.625 | 42.3 | 28.5 |
| yolov3 | 0.785 | 0.735 | 0.653 | 38.8 | 36.5 |
| yolov5 | 0.811 | 0.781 | 0.788 | 33.2 | 52.3 |
| Yolov7 | 0.843 | 0.822 | 0.833 | 21.9 | 55.4 |
| Yolov8 | 0.883 | 0.855 | 0.889 | 20.3 | 60.3 |
| 本文算法 | 0.921 | 0.917 | 0.948 | 23.3 | 65.2 |

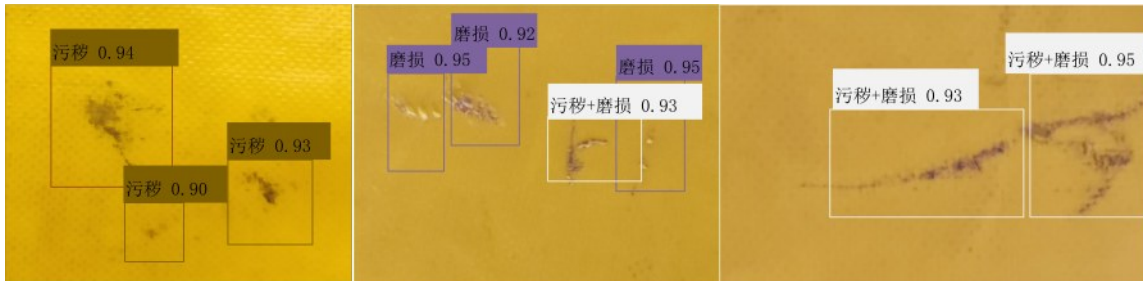
4 结论

本文针对绝缘毯缺陷不规则,绝缘毯表面纹理对检测造成干扰的问题,提出一种基于改进 YOLOv8 的缺陷检测模型,通过消融实验和对比实验验证了改进模型的有效性,并设计沿面放电试验评估不同类型的缺陷对沿面放电特性的影响。

(1) 本文引入 SPD-Conv 卷积神经网络,极大保留了检测目标的像素信息,增强了特征提取能力,解决了



(a) YOLOv8 识别结果



(b) 本文改进算法识别结果

图8 缺陷绝缘毯识别结果

Fig.8 Detection Results of Simulated Defective Insulation Blanket

小目标点特征遗漏的问题,相较于基础模型 mAP 提升 1.9%。

(2)为减少绝缘毯表面纹理对缺陷识别时造成的干扰以及增强对不规则缺陷的识别能力,引入 Deformable-LKA 注意力机制,通过动态调整卷积核的方式进行特征点采样,检测精度提升 2.4%,检测速度提升 2.32%。

(3)引入 Shape-IoU 损失函数代替 CIoU,考虑了标注框对检测性能的影响,进一步增强对不规则缺陷的识别能力,相较于基础模型检测精度提升 2.9%。

(4)通过图像识别的无损检测手段能有效识别不同缺陷,进而采取清洁或修复等处理措施,有效减少在役绝缘毯过高的报废率,为绝缘毯维护保养提供参考。

参考文献:

- [1] 胡毅,刘凯,彭勇,等. 带电作业关键技术研究进展与趋势[J]. 高电压技术,2014,40(07):1921-1931.
HU Yi, LIU Kai, PENG Yong, et al. Research Status and Development Trend of Live Working Key Technology[J]. High Voltage Engineering, 2014, 40(07): 1921-1931.
- [2] 冯振波,郑孝干,陈炜,等. 220kV 开关触头转臂绝缘遮蔽罩试验研究[J]. 高压电器,2023,59(01):25-29.
FENG Zhenbo, ZHENG Xiaogan, CHEN Wei, et al. Study on Testing of Insulation Shield of 220 kV Switch Contact Arm [J]. High Voltage Apparatus, 2023, 59(01): 25-29.
- [3] 黎鹏,刘畅,李慧慧,等. 高温对配电线路带电作业用绝缘毯沿面闪络特性的影响[J]. 电网技术,2021,45(12):4971-4978.
LI Peng, LIU Chang, LI Huihui, et al. Influence of High Temperature on Surface Flashover Characteristics of Insulating Blankets Used in Live Working of Distribution Lines[J]. Power System Technology, 2021, 45(12): 4971-4978.
- [4] 吴田,曹探深,劳国威,等. 基于硬质疏水性涂层的配网遮蔽用具的沿面放电特性研究[J]. 高压电器,2021,57(04):21-27.
WU Tian, CAO Tanshen, LAO Guowei, et al. Study on Surface Discharge Characteristic for Distribution Network Cover Appliance Based on Toughing Hydrophobic Coating[J]. High Voltage Apparatus, 2021, 57(04): 21-27.
- [5] 贾子建,吴田,高广德,等. 基于图像识别的绝缘材料憎水表面凝露形貌表征及其对放电发展影响研究[J]. 国外电子测量技术,2024,43(02):26-33.
JIA Zijian, WU Tian, GAO Guangde, et al. Research on the characterization of hydrophobic surface condensation morphol-

- ogy of insulating materials and its influence on discharge development based on image recognition[J]. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2024, 43(02):26-33.
- [6] 易辉. 标准 DL/T976—2005《带电作业工具、装置和设备预防性试验规程》编写说明[J]. *电力标准化与技术经济*, 2006(03):1-5.
- [7] 刘东庭, 鲁林军, 刘聪汉, 等. 配电带电作业绝缘遮蔽工具的设计和应用[J]. *电网与清洁能源*, 2020, 36(01):36-40+45. LIU Dongting, LU Linjun, LIU Conghan, et al. Design and Application of Insulation Shielding Tools for Live Distribution Operation[J]. *Power System and Clean Energy*, 2020, 36(01):36-40+45.
- [8] 王伟, 刘宏, 董理科, 等. 基于激光超声峰值重建算法的盆式绝缘子缺陷检测研究[J]. *绝缘材料*, 2023, 56(01):96-101. WANG Wei, LIU Hong, DONG Like, et al. Research on basin insulator defect detection based on laser ultrasonic peak reconstruction algorithm[J]. *Insulating Material*, 2023, 56(01):96-101.
- [9] 刘传洋, 吴一全, 刘景景. 无人机航拍图像中绝缘子缺陷检测的深度学习研究方法研究进展[J/OL]. *电工技术学报*, 1-21 [2024-10-11]. Liu Chuanyang, Wu Yiquan, Liu Jingjing. Research Progress of Deep Learning Methods for Insulator Defect Detection in UAV based Aerial Images [J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 1-21 [2024-10-11].
- [10] LOHALA S, ALSADOON A, PRASAD P W C, et al. A novel deep learning neural network for fast-food image classification and prediction using modified loss function[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2021, 80(17):25453 - 25476.
- [11] FENG X, JIANG W. Research on human fall detection based on Tiny - yolov3 algorithm[C]//EITCE'21: Proceedings of the 2021 5th International Conference on Electronic Information Technology and Computer Engineering. USA: ACM Publishing, 2021:1326 - 1330
- [12] 吴田, 杨威, 陶雄俊, 等. 基于轻量级密集残差网络的输电线路绝缘子红外图像的超分辨率重建[J/OL]. *高压电器*, 1-12 [2024-10-11]. WU Tian, YANG Wei, TAO Xiongjun, et al. Super-resolution Reconstruction of Infrared Image of Transmission Line Insulator Based on Lightweight Residual in Residual Dense Net [J]. *High Voltage Apparatus*, 1-12 [2024-10-11].
- [13] 吴田, 罗成军, 王申华, 等. 基于改进局部阈值分割的绝缘毯表面微缺陷的无损智能评估方法[J]. *高压电器*, 2022, 58(11):75-81. WU Tian, LUO Chengjun, WANG Shenhua, et al. Nondestructive Intelligent Assessment Method on Surface Micro-defects of Insulating Blanket Based on Modified Local Threshold Segmentation[J]. *High Voltage Apparatus*, 2022, 58(11):75-81.
- [14] 涂俊博, 曾佳林, 唐越新, 等. 基于深度学习的太阳能电池片表面缺陷检测及分类[J/OL]. *激光与光电子学进展*, 1-13 [2024-06-24]. TU Junbo, ZENG Jialin, TANG Yuexin, et al. Detection and classification of surface defects of solar cells based on deep learning[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 1-13 [2024-06-24].
- [15] 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(05):1933-1942. WANG Yunlin, FENG Tianbo, SUN Ning, et al. Defect Detection Method for Power Insulators Based on Attention and Multi-scale Context Information[J]. *High Voltage Engineering*, 2024, 50(05):1933-1942.
- [16] Tong Liang, Fan Changlong, Peng Zhongbo, et al. WTBD-YOLOv8: An Improved Method for Wind Turbine Generator Defect Detection[J]. *Sustainability*, 2024, 16(11):44-67.
- [17] 韩睿, 戴哲仁, 蒋鹏, 等. 基于改进 YOLOv8 的电力场景通用缺陷检测模型[J]. *浙江电力*, 2024, 43(04):113-120. HAN Rui, DAI Zheren, JIANG Peng, et al. A general defect detection model for power scenarios using the improved YOLOv8[J]. *Zhejiang Electric Power*, 2024, 43(04):113-120.
- [18] 朱泓宇, 程焕新, 骆晓玲. 改进 YOLOv8 网络在绝缘子缺陷检测中的应用[J]. *水电能源科学*, 2024, 42(05):183-187. ZHU Hongyu, CHENG Huanxin, LUO Xiaoling. Application of Improved YOLOv8 Network in Insulator Defect Detection [J]. *Water Resource and Power*, 2024, 42(05):183-187.
- [19] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, realtime object detection[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). USA: IEEE, 2016:779 - 788.
- [20] 吴田, 万亚旭, 王申华, 等. 基于改进 ST-GCN 的 10kV 带电作业人员视频异常行为识别方法[J/OL]. *南方电网技术*, 1-9 [2024-06-20].

- WU Tian, WAN Yaxu, WANG Shenhua, et al. Video Abnormal Behavior Recognition Method for 10kV Live Workers Based on Improved ST-GCN[J]. SOUTHERN POWER SYSTEM TECHNOLOGY, 1-9[2024-06-20].
- [21] 汤璐, 王淑青, 王年涛, 等. 基于改进YOLOX网络的雾天绝缘子缺陷检测[J]. 高压电器, 2024, 60(03):223-228.
- TANGLu, WANGShuqing, WANG Niantao, et al. Insulator Defect Detection in Foggy Condition Based on Improved YOLOX Network[J]. High Voltage Apparatus, 2024, 60(03):223-228.
- [22] DONG Jiaxiu, LI Zhaonan, WANG Zibin, et al. Pixel-level intelligent segmentation and measurement method for pavement multiple damages based on mobile deep learning [J]. IEEE Access, 2021(9):143860 - 143876.
- [23] 高黎明. 基于轻量化目标检测的绝缘子缺陷识别[J]. 高压电器, 2023, 59(12):237-244.
- GAO Liming. Insulator Defect Identification Based on Lightweight Object Detection[J]. High Voltage Apparatus, 2023, 59(12):237-244.
- [24] TAO Xian, ZHANG Dapeng, WANG Zihao, et al. Detection of power line insulator defects using aerial images analyzed with convolutional neural networks[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2020, 50(4): 1486 - 1498.
- [25] José B S, Frizzo S S, Gurmail S, et al. Hybrid-YOLO for classification of insulators defects in transmission lines based on UAV[J]. International Journal of Electrical Power and Energy Systems, 2023, 148.
- [26] 龚冰, 唐盼, 沈辉, 等. 带电作业用绝缘遮蔽用具组合沿面放电试验研究[J]. 水电能源科学, 2018, 36(12): 179-181+186.
- GONG Bing, TANG Pan, SHEN Hui, et al. Study on Surface Discharge Test of Combination of Insulating Shielding Cover for Live Working[J]. Water Resources and Power, 2018, 36(12): 179-181+186.
- [27] Sunkara, Raja, Tie Luo. No More Strided Convolutions or Pooling: A New CNN Building Block for Low-Resolution Images and Small Objects[J]. arXiv, 2022.
- [28] Azad Reza, Leon Niggemeier, Michael Huttemann, et al. Beyond Self-Attention: Deformable Large Kernel Attention for Medical Image Segmentation[J]. arXiv, 2023.
- [29] ZHANG Hao, ZHANG Shuaijie. Shape-IoU: More Accurate Metric considering Bounding Box Shape and Scale[J]. arXiv, 2023.
- [30] 张玮亚, 陈中, 宫衍平, 等. 不同工况下带电作业绝缘毯局部放电及击穿特性[J]. 电力系统及其自动化学报, 2022, 34(09):57-63.
- ZHANG Weiya, CHEN Zhong, GONG Yanping, et al. Partial Discharge and Breakdown Characteristics of Insulating Blankets in Live Working under Different Operation Conditions[J]. Proceedings of the CSU-EPSS, 2022, 34(09):57-63.