文章编号:1674-7607(2026)10-0146-08 DOI:10.19805/j.cnki.jcspe.2026.250285

基于改进 YOLOv8-DEW 的绝缘子缺陷检测算法

王道累[1], 杨 涛[1], 闫 鹏[1], 刘宏达[2], 朱 瑞[1]
(1. 上海电力大学 计算机科学与技术学院,上海 201306;
2. 国网浙江省电力有限公司宁波供电公司,浙江宁波 315000)

摘 要:在输电通道巡检中,绝缘子目标尺寸较小、尺度差异明显,易造成缺陷误检和漏检,提出一种基于改进 YOLOv8-动态增强窗口(DEW)的绝缘子缺陷检测算法。首先,搭建 YOLOv8n 检测网络,为增强模型对不同姿态和尺度绝缘子目标的自适应空间聚合能力,引入第三代可变形卷积(DCNV3),将主干网络中原有的部分 C2f 模块和标准卷积模块分别替换为 C2f_DCNV3 和 DCNV3_YOLO 模块;其次,引入高效通道注意力(ECA),增强模型对目标缺陷特征的识别能力;最后,采用智慧交并比损失(WIOU)替代完全交并比损失(CIOU),减小边界框回归损失,提高预测框定位质量。实验结果表明:改进模型的模型文件大小、参数量和计算量均略有减小,浮点运算次数减少 1.3×10^9 次,检测速度达到 26 帧/s;绝缘子缺陷检测的指标 η_{mAP50} 达到 98.3%,指标 $\eta_{mAP50:95}$ 达到 86.6%,其整体性能优于其他主流目标检测算法。

关键词:缺陷检测;绝缘子;YOLOv8n;注意力;可变形卷积
中图分类号:TP391.4 **文献标志码**:A **学科分类号**:470.40

Insulator Defect Detection Algorithm Based on Improved YOLOv8-DEW

WANG Daolei[1], *YANG Tao*[1], *YAN Peng*[1], *LIU Hongda*[2], *ZHU Rui*[1]
(1. College of Computer Science and Technology, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 201306, China; 2. State Grid Ningbo Power Supply Company, Ningbo 315000, Zhejiang Province, China)

Abstract: In transmission corridor inspection, insulator targets are generally small and exhibit significant scale variations, which can easily lead to false detections and missed detections of defects. To address these problems, an improved YOLOv8-dynamic enhanced window (DEW) based insulator defect detection algorithm was proposed. Firstly, a YOLOv8n detection network was constructed. To enhance the adaptive spatial aggregation capability of model for insulator targets with different poses and scales, the third-generation deformable convolution (DCNV3) was introduced. Partial original C2f modules and standard convolution modules in the backbone network were respectively replaced with C2f_DCNV3 and DCNV3_YOLO modules. Secondly, efficient channel attention (ECA) was introduced to enhance the recognition capability of model for target defect features. Finally, wise intersection over union loss (WIOU) was adopted

收稿日期:2025-05-21 **修订日期**:2025-07-10
基金项目:国家自然科学基金资助项目(12172210,61502297)
作者简介:王道累(1981—),男,上海人,教授,博士,研究方向为动力设备故障诊断、智能化方法研究。
朱 瑞(通信作者),女,教授,博士,E-mail: zhurui@shiep.edu.cn。

to replace complete intersection over union loss (CIOU), so as to reduce the bounding box regression loss and improve the localization quality of prediction boxes. Experimental results show that the model file size, parameter quantity and computational complexity of the improved model are all slightly reduced, the number of floating-point operations is decreased by 1.3×10^9, and the detection speed reaches 26 frames/s. For insulator defect detection, the η_{mAP50} of reaches 98.3%, and the $\eta_{mAP50:95}$ reaches 86.6%. Its overall performance is superior to other mainstream object detection algorithms.

Key words: fault detection; insulator; YOLOv8n; attention; deformable convolution

绝缘子[1]在电力系统中承担着电气隔离和机械支撑的关键角色，是不可或缺的组件。这些设备会经常处在恶劣的自然环境中，被各种外界因素影响，可能产生破损、污秽和闪络等故障，导致输电通道出现线路中断等安全隐患，因此需要对输电通道进行定期巡检，排除故障绝缘子对提高电力系统的稳定性具有重大价值。传统的人工巡检，效率低下且十分消耗人力物力，无法满足现代电力系统巡检的实际应用需求。近年来，国内外开始采用无人机技术代替人工巡检模式[2]，新型无人机技术有效解决了人工巡检准确度低导致漏检、错检且易受环境因素影响等问题，具有灵活高效、成本低等优势。

目前，无人机巡检融合深度学习完成检测任务是计算机视觉领域的热门研究方向，基于深度学习的目标检测算法主要分为以区域卷积神经网络(RCNN)[3-5]、快速区域卷积神经网络(Fast-RCNN)[6]和加速区域卷积神经网络(Faster-RCNN)[7]为代表的二阶段目标检测算法，以及以单次多框检测器(SSD)[8]算法和 YOLO[9-10]系列为代表的一阶段目标检测算法，在目标检测领域 YOLO 系列更适用。

康兆楠等[11]提出了一种基于 YOLOv2 的空间场景目标检测方法，通过加入高效通道注意力(ECA)模块和特征融合方法提升了对于小目标物体的检测精度。陈科羽等[12]采用 ResNet50-vd 替换主干网络方法改进 YOLOv3 模型，并使用 CoordConv、DropBlock 及空间金字塔池化(SPP)等模块的组合网络，在单一尺度下提升了航拍图像检测的准确率。李运堂等[13]在 YOLOv4 模型的基础上设计了卷积注意力模块(CBAM)并采用 CSPLayer 模块加强特征提取，以此避免了漏检，但是对于模型的检测精度仍需提升。王道累等[14]利用改进的 Dense-Block 残差模块构建 YOLOv5-dense 模型进行绝缘子检测，但对于存在尺度差异的目标物体时检测准确率仍需提升。张剑锐等[15]在原 YOLOv7 检测网络中引入轻量级卷积注意力模块(CBAM)并在网络深层添加特征金字塔(CFP)，实验结果优于多种先进目标检测算法，但其在复杂背景下的检测性能仍有提升空间。

上述算法难以完全识别尺度差异大、目标小、数量多且复杂背景的情况，并且空间聚合能力欠缺，从而检测精度受限，导致误检漏检概率较大。近年来，YOLOv8 作为 YOLO 系列的最新代表作，凭借其更优的速度-精度平衡、先进的 C2f 模块和解耦头设计，在目标检测领域展现出强大潜力，也逐渐应用于电力巡检任务[16]。然而，直接应用于无人机巡检捕获的绝缘子图像时，其在处理显著尺度差异、微小缺陷目标及复杂背景干扰方面仍存在精度提升空间，特别是在空间形变适应性和关键特征聚焦能力上。

为解决上述针对巡检环境中故障绝缘子目标面积小、数量多和尺度差异大造成检测模型的检测效果不佳的问题(检测目标较小及数量较多导致算法在识别阶段的候选框重叠，不仅会降低算法的检测精度，还会影响实验效果；尺度差异大导致算法在特征提取阶段所提取到的特征存在差异会降低检测精度)，提出了一种基于空间聚合与注意力融合的 YOLOv8-DEW 绝缘子缺陷检测算法。本文主要创新和贡献如下：

(1) 引入第三代可变形卷积(DCNV3)重构主干网络，替代标准卷积模块，以显著增强模型对绝缘子目标形变的自适应能力和多尺度空间特征聚合能力。

(2) 在颈部网络嵌入 ECA 机制，以提升模型对绝缘子缺陷关键区域的特征选择与聚焦能力，抑制背景干扰。

(3) 采用具有动态非单调聚焦机制的智慧交并比损失(WIOU)替代完全交并比损失(CIOU)，优化边界框回归过程，以有效缓解因目标边界模糊或锚框质量差异导致的漏检问题，加速模型收敛。

1 缺陷检测算法

1.1 YOLOv8n 网络架构

YOLOv8n 网络由输入端、骨干网络、颈部网络和检测头组成，训练过程中采用分类损失和边界框回归损失。

(1) 在输入预处理阶段，将样本图像的分辨率统一调整为 640×640 像素，并采用马赛克数据增强、图像缩放和边缘填充等方法对输入图像进行预处理。

(2) 主干网络和颈部网络采用 Conv-C2f 和快速空间金字塔池化(SPPF)结构，其中 C2f 模块主要学习残差特征。该模块在 YOLOv5 算法的基础上采用 C2f 模块替换 C3 模块并调整通道数。

(3) 头部网络加入了近期可以将分类和检测进行分离的解耦头(Decoupled-Head)结构。

(4) 在损失计算与正负样本分配方面，YOLOv8n 采用任务对齐分配器(TAL)进行动态标签分配。该方法综合考虑分类预测得分与预测框和真实框之间的交并比(IOU)，计算任务对齐度，并据此筛选正样本，而不是仅依据 IOU 阈值进行匹配。检测头采用分类与回归解耦结构，其中，分类分支使用二元交叉熵损失(BCE Loss)；回归分支采用分布焦点损失(DFL)和 CIOU，分别用于边界框坐标分布学习和边界框回归优化。

1.2 算法改进

改进后的 YOLOv8-DEW 网络融合了 DCNV3、ECA 和 WIOU，其总体结构见图 1。其中：β 为网络宽度缩放系数，γ 为网络深度缩放系数，r 为最深层特征通道倍率系数；P1、P2 分别表示步长为 2、4 的浅层特征图，P3、P4 和 P5 分别表示步长为 8、16 和 32 的多尺度特征图。

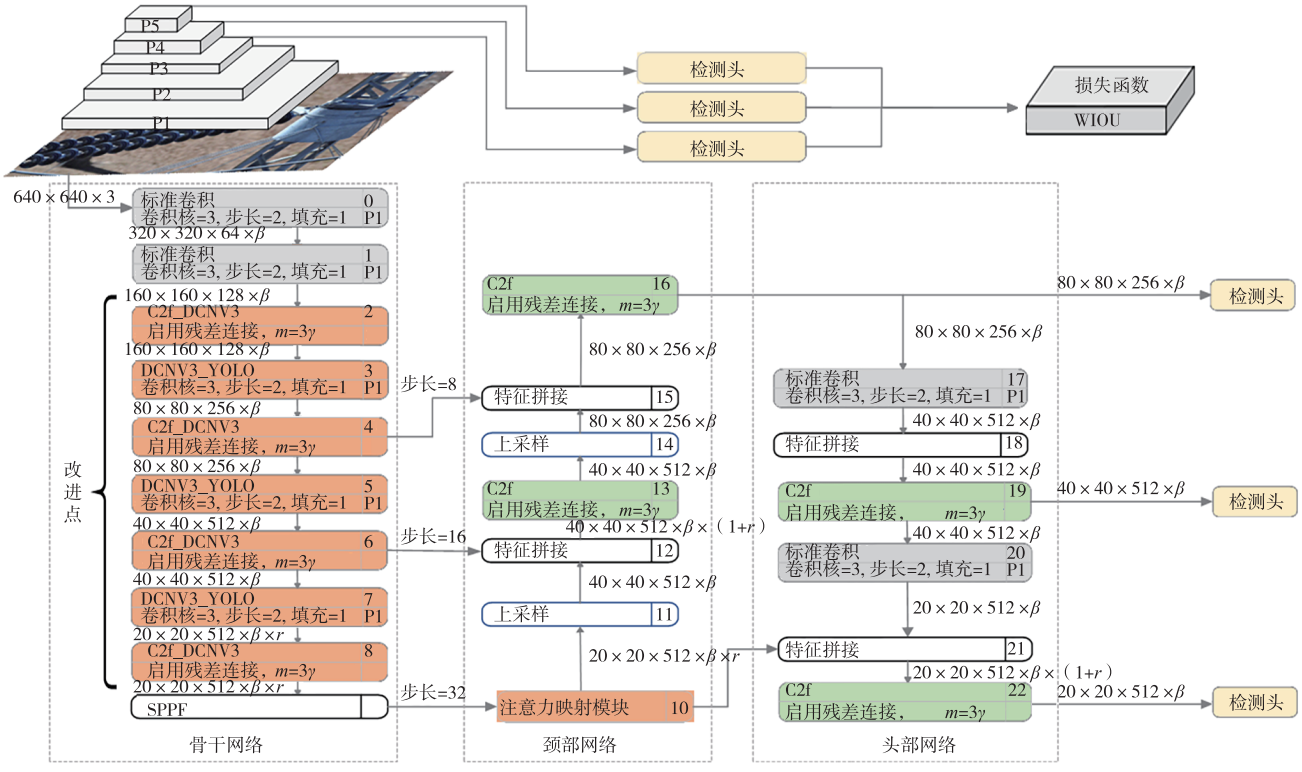


图 1 改进 YOLOv8-DEW 网络架构

Fig. 1 Architecture of the improved YOLOv8-DEW network

在原 YOLOv8n 检测网络的基础上，采用了以下方式：

(1) 针对无人机拍摄的绝缘子图像因姿态变形和尺度差异而难以精准检测的问题，引入 DCNV3，通过权重共享、多组机制和归一化调制，根据目标形状和姿态自适应调整特征采样位置，从而增强模型的空间聚合能力。在骨干网络中，用融合第三代可变形卷积的 C2f 模块(C2f_DCNV3)替换部分原有 C2f 模块，并在网络第 2、4、6、8 层加入 C2f_DCNV3 模块，在第 3、5、7 层加入适配 YOLOv8 的第三代可变形卷积模块(DCNV3_YOLO)，同时保留部分标准卷积、C2f 和 SPPF 模块。层级选择主要基于特征图分辨率与检测任务需求：网络浅层(2～4 层)特征图分辨率较高，富含细

节和位置信息，引入 DCNV3 能够精准捕捉绝缘子局部微小形变；网络中层（5～8 层）语义信息逐渐增强且目标尺度变化明显，DCNV3 能够有效聚合不同空间位置的特征，适应绝缘子串的整体姿态与尺度变化；网络深层特征图分辨率较低，主要承载高级语义信息，因此保留部分原始模块，以兼顾检测精度和计算效率。

（2）针对现实巡检场景中绝缘子目标易受光照、天气和复杂背景干扰，以及目标尺寸小、数量多而导致漏检和误检的问题，在颈部网络中引入 ECA，以增强模型对绝缘子重要特征的学习能力。在多尺度特征融合阶段，ECA 通过建立局部跨通道交互关系，动态调整不同通道的特征权重，引导模型重点关注与绝缘子破损和闪络缺陷相关的通道特征，同时抑制背景及无关通道信息。经过注意力增强后的特征与骨干网络不同层级的特征进行融合，从而提高融合特征的表达能力和判别能力，最终提升检测头对绝缘子及其缺陷目标的预测精度。

（3）针对模型收敛速度较慢，以及绝缘子缺陷边界模糊造成预测框定位偏差和漏检的问题，引入 WIOU，用于计算预测框与真实框之间的边界框回归损失。WIOU 采用动态非单调聚焦机制对不同质量的预测框进行评估和加权，降低低质量样本产生的异常梯度对模型训练的影响，并增强模型对普通质量样本的学习能力。在训练过程中采用 WIOU 替换原有的 CIOU，能够提高模型的收敛效率和边界框定位精度，减少因目标边界模糊和预测框重叠不足造成的漏检问题。

1.2.1　可变形卷积 DCNV3

在 YOLOv8n 绝缘子缺陷检测网络中加入 DCNV3。相对于传统卷积，可变形卷积具有更强的自适应性和感知能力，能够适应目标物体的形状变化，传统卷积假设特征图上的位置是固定的。DCNV3 在训练过程中，为了适应绝缘子特征的变形，引入了额外的特征元素偏移量，该偏移量通过传统卷积计算实现，并支持端到端的反向传播。这种方式能够更好地捕捉特征的变化，提升了模型的灵活性和准确性，以适应不同形状和尺度的缺陷。

图 2 为 DCNV3 设计核心，该卷积先对输入特征图进行计算，生成通道数为 $2N$ 的偏置域。根据这些偏置域中的像素点偏置矩阵计算出偏移量，随后使用卷积核进行进一步计算。

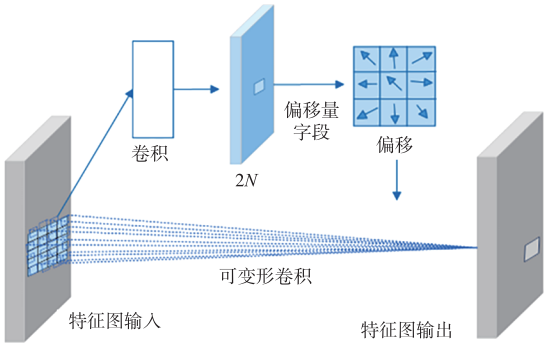


图 2　DCNV3 结构

Fig. 2　Structure of DCNV3

设计中采用大小为 3 的卷积核，输入特征为 f_{in}，输出特征图的位置则表示为 $\boldsymbol{p}_0$。R 为{(−1，−1)，(−1，0)，…，(1，0)，(1，1)}，R 中的位置为 $\boldsymbol{p}_i$，可变形卷积输出特征为

$$f_{\text{out}}(\boldsymbol{p}_0)=\sum_{\boldsymbol{p}_i\in R}\omega(\boldsymbol{p}_i)\cdot f_{\text{in}}(\boldsymbol{p}_0+\boldsymbol{p}_i+\Delta\boldsymbol{p}_i) \tag{1}$$

式中：$f_{\text{out}}(\boldsymbol{p}_0)$为输出特征图在位置 $\boldsymbol{p}_0$ 处的特征值；f_{in}为输入特征图；$\boldsymbol{p}_0$ 为输出特征图中的目标位置；R 为规则采样位置集合；$\boldsymbol{p}_i$ 为集合 R 中的第 i 个规则采样位置；$\Delta\boldsymbol{p}_i$ 为第 i 个采样位置对应的可学习偏移向量；$\omega(\boldsymbol{p}_i)$为第 i 个采样位置对应的卷积权重；i 为采样位置索引。

实验中采用了 DCNV3，通过引入权重共享、多组机制和归一化标量，显著提升了空间聚合能力，能够更好地适应目标绝缘子的形状和姿态。与传统的固定卷积核相比，DCNV3 可以根据目标的形状自适应调整卷积核的形状，从而更精准地捕捉绝缘子不规则形状的细节信息。通过对特征图进行形变操作，DCNV3 有效减少了目标绝缘子的模糊性，增强了模型对复杂背景和形变干扰的鲁棒性，进一步提高了检测精度和定位准确性。

1.2.2　注意力机制

注意力机制可以提高图像中目标绝缘子的敏感度，使其关注到更多的有效特征。由于大多数注意力都会通过点积[17]的方式来计算，需要大量内存和计算资源，同时在高分辨率图像上更有限制性，所以在原有的基础上加入 ECA。

图 3 为 ECA 结构[18]，设输入特征矩阵为 $\boldsymbol{X}\in\mathrm{R}^{n\times d}$，其中，$n$ 为特征位置数，d 为输入特征维数，R 为实数域。输入特征经过线性变换后，分别生成查询矩阵 $\boldsymbol{Q}\in\mathrm{R}^{n\times d_{\text{k}}}$、键矩阵 $\boldsymbol{K}\in\mathrm{R}^{n\times d_{\text{k}}}$ 和值矩阵 $\boldsymbol{V}\in\mathrm{R}^{n\times d_{\text{v}}}$，其中，$d_{\text{k}}$ 为查询矩阵和键矩阵的特征维数，d_{v} 为值矩阵和输出矩阵的特征维数。首先，计算键矩阵与值矩阵的乘积，得到全局特征矩阵 $\boldsymbol{G}\in$

$\mathrm{R}^{d_k \times d_v}$；然后，将查询矩阵与全局特征矩阵相乘，得到输出特征矩阵 $\boldsymbol{E} \in \mathrm{R}^{n \times d_v}$。

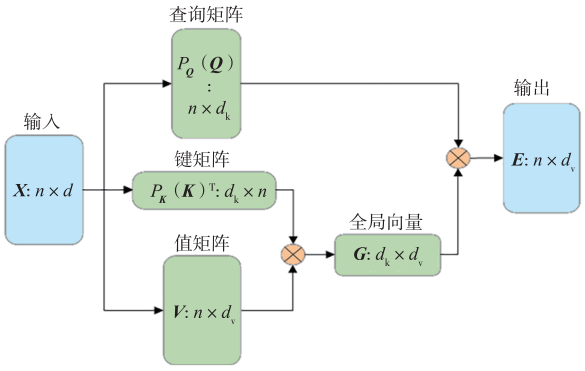


图 3 ECA 模块结构

Fig. 3 Structure of ECA module

其计算过程表示为

$$\boldsymbol{E}(\boldsymbol{Q},\boldsymbol{K},\boldsymbol{V}) = P_Q(\boldsymbol{Q})(P_K(\boldsymbol{K})^{\mathrm{T}}\boldsymbol{V}) \tag{2}$$

式中：$P_Q(\cdot)$和 $P_K(\cdot)$分别为查询矩阵和键矩阵的归一化函数。

采用尺度归一化后，可得：

$$\boldsymbol{E}(\boldsymbol{Q},\boldsymbol{K},\boldsymbol{V}) = \frac{\boldsymbol{Q}}{\sqrt{n}}\left(\frac{\boldsymbol{K}^{\mathrm{T}}}{\sqrt{n}}\boldsymbol{V}\right) \tag{3}$$

式中：$\sqrt{n}$为尺度归一化因子。

将顺序从$(\boldsymbol{Q}\boldsymbol{K}^{\mathrm{T}})\boldsymbol{V}$ 切换到$\boldsymbol{Q}(\boldsymbol{K}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{V})$不仅会提升实验效果，还可以将复杂度从 $O(n^2)$到 $O(d_k d_v)$，使其复杂度成为线性。

1.2.3 WIOU 损失函数

YOLOv8n 检测模型中有 CIOU[19]，其公式为

$$L_{\mathrm{CIOU}} = 1 - L_{\mathrm{IOU}} + \frac{\rho^2(\boldsymbol{b},\boldsymbol{b}_{\mathrm{gt}})}{(w_c)^2 + (h_c)^2} + \alpha\nu \tag{4}$$

式中：L_{CIOU}为完全交并比损失；L_{IOU}为交并比损失；$\rho^2(\boldsymbol{b},\boldsymbol{b}_{\mathrm{gt}})$为预测框与真实框的中心位置向量之间的欧氏距离平方；w_c、h_c 分别为预测框与真实框最小外接矩形的宽度和高度；α 为权重系数；ν 为长宽比一致性度量项。

CIOU 中参数 ν 仍然没有得到很好的定义，从而减缓了 CIOU 的收敛速度。实验过程发现，在针对绝缘子目标的检测中，WIOU[20]使用动态非单调聚焦机制对锚框质量进行评估，强调了实例边界的重要性，可以有效解决检测任务中实例边界模糊的问题，其结果优于 CIOU 函数的实验结果，所以采用 WIOU 替代原有的 CIOU 函数。首先，假设预测框中心坐标为(x,y)，真实框中心坐标为$(x_{\mathrm{gt}},y_{\mathrm{gt}})$，$R_{\mathrm{WIOU}}$为距离注意力因子，WIOU 函数公式为

$$L_{\mathrm{WIOU}} = R_{\mathrm{WIOU}} L_{\mathrm{IOU}} \tag{5}$$

$$R_{\mathrm{WIOU}} = \exp\left(\frac{(x-x_{\mathrm{gt}})^2 + (y-y_{\mathrm{gt}})^2}{((w_c)^2 + (h_c)^2)^*}\right) \tag{6}$$

式中：L_{WIOU}为智慧交并比损失；上标 * 表示该项不参与梯度反向传播。

2 实验结果与分析

2.1 实验环境

实验基于 PyTorch 框架及 Windows 10 操作系统，开发环境为 CUDA11.8，模型训练、验证及测试均在上述图形处理器(GPU)(RTX 3080)环境下进行。

2.2 绝缘子数据集

为证明改进算法的有效性，实验所使用的数据分别融合公开数据集[21](共计 1 848 张绝缘子图像)与某电网巡检部门近 3 a 利用无人机对 330～500 kV 的输电线路巡检的数据(共计 4 572 张绝缘子图像)，使用 Pascal VOC 方法[22]来构建新数据集，通过水平镜像翻转和裁剪对现有的绝缘子图像进行处理和筛选，最终针对不同场景和角度整理成新数据集 Insulators 与标签集 Label，共计 7 554 张绝缘子图像数据。

经多角度、多背景图像整理和数据增强后，构建了绝缘子缺陷图像数据集，共包含 7 554 张图像。数据集按照 8∶1∶1 划分为训练集、验证集和测试集，其中训练集包含 6 043 张图像，测试集包含 755 张图像。按标注目标数量统计，训练集中包含 5 330 个破损缺陷目标和 4 788 个闪络损坏目标；测试集中包含 566 个破损缺陷目标和 418 个闪络损坏目标。数据集中的检测类别包括绝缘子、破损缺陷绝缘子、完整绝缘子和闪络损坏绝缘子，其中缺陷类型主要包括破损缺陷和闪络损坏。

2.3 实验评价指标

目标检测算法的性能主要从检测性能和模型复杂度方面进行评价。检测性能采用精确率 P、召回率 R_{r}、平均精度 A_P 和平均精度均值 η_{mAP}进行衡量。其中：P 为正确检测目标数占全部预测目标数的比例；R_{r} 为正确检测目标数占全部真实目标数的比例；A_P 为单个类别精确率-召回率曲线下的面积；η_{mAP50}为交并比阈值为 0.50 时所有检测类别平均精度的均值；$\eta_{\mathrm{mAP50:95}}$为在交并比阈值为 0.50～0.95、间隔为 0.05 的条件下，对各阈值和各检测类别的平均精度所取的均值。相较于 η_{mAP50}，$\eta_{\mathrm{mAP50:95}}$对目标定位精度的要求更严格。模型复杂度和推理效率采用模型文件大小、参数量、浮点运算量和检测速度进行评价，以综合衡量模型的检测性能与部署能力。

2.4　消融实验及对比实验

2.4.1　消融实验

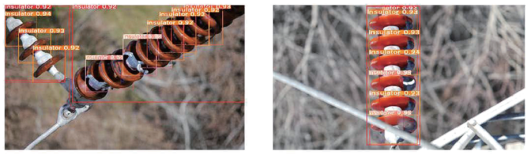
在拍摄绝缘子图像的过程中，距离、角度和光线等因素导致绝缘子检测精度不高，所以在原 YOLOv8n 基础上增加可变形卷积 DCNV3、ECA 机制及改进 WIOU 函数。基于此 3 个改进部分做消融实验，实验结果见表 1，其中“√”表示采用相应改进模块。

表 1　模型消融实验结果

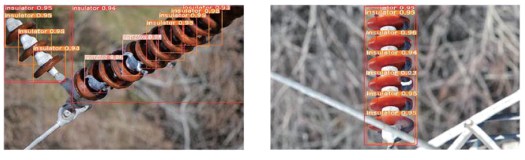
Tab. 1　Results of model ablation experiments

DCNV3	ECA	WIOU	绝缘子 A_P/%	缺陷 A_P/%	P/%	R_r/%	η_{mAP50}/%	浮点运算量/(10^9 次)
			92.5	90.5	96.3	93.6	95.4	8.5
√			94.5	95.5	96.2	94.6	95.8	8.5
	√		95.8	93.8	95.8	93.9	95.8	7.8
		√	93.9	92.4	97.5	94.5	97.1	7.2
√	√	√	97.2	96.2	97.7	94.9	98.3	7.2

图 4 展示了消融实验的 4 个主要阶段的检测效果，其中：A 组为原 YOLOv8n 的检测结果，部分绝缘子未能识别且存在错检现象；B 组在 A 组基础上引入 ECA，检测框置信度显著提升，但对绝缘子串仍存在漏检问题；C 组在 B 组基础上加入 DCNV3，识别能力增强，但由于检测框重叠仍存在部分漏检；D 组为本文最终算法，通过引入 WIOU 优化检测框回归精度，解决了候选框重叠导致的漏检与错检问题，达到最佳检测效果。此外，DCNV3 通过增强空间聚合能力，自适应调整卷积核形状，显著提升了模型对复杂场景和形变干扰的鲁棒性，进一步提高了检测精度和定位准确性。



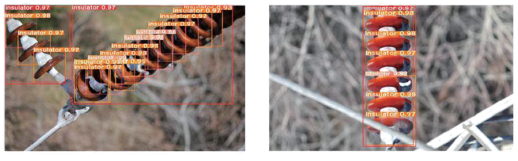
（a）A组：YOLOv8n检测结果



（b）B组：YOLOv8n+ECA检测结果



（c）C组：YOLOv8n+ECA+DCNV3检测结果



（d）D组：本文算法检测结果

图 4　消融实验检测结果

Fig. 4　Detection results of ablation experiments

2.4.2　不同候选改进模块对比实验

为验证不同候选改进模块的有效性，在 YOLOv8n 检测网络框架的基础上，分别对主干网络、注意力机制和损失函数中的候选模块进行对比实验，实验结果见表 2，其中：* 表示各组候选模块中最终选用于 YOLOv8-DEW 模型的模块。主干网络部分选取 DCNV1、DCNV2 和 DCNV3 进行对比，其中，DCNV3 的精确率和交并比阈值为 0.50 时的平均精度均达到 95.8%，整体性能优于 DCNV1 和 DCNV2。注意力机制部分选取卷积块注意力模块（CBAM）、多头自注意力机制（MHSA）和 ECA 进行对比，其中，ECA 的交并比阈值为 0.50 时的平均精度最高，达到 96.2%。损失函数部分选取 CIOU、SIOU 和 WIOU 进行对比，其中，WIOU 的交并比阈值为 0.50 时的平均精度最高，达到 94.8%。

表 2　不同改进模块对比结果

Tab. 2　Comparison results of different improved modules

主干网络	注意力	损失	P/%	R_r/%	η_{mAP50}/%	浮点运算量/(10^9 次)
DCNV1			91.3	90.6	82.4	7.5
DCNV2			92.2	90.8	85.8	8.0
DCNV3 *			95.8	93.9	95.8	8.5
	CBAM		90.5	91.5	89.1	8.0
	MHSA		92.7	90.9	91.3	8.0
	ECA *		95.4	95.6	96.2	8.5
		CIOU	94.1	92.2	93.2	8.2
		SIOU	94.2	92.1	93.3	8.2
		WIOU *	95.0	93.5	94.8	8.2

综合各组候选模块的对比结果，分别选取 DCNV3、ECA 和 WIOU 作为主干网络、注意力机制和损失函数的改进方案，并将其融合构建改进检测网络，以提升绝缘子缺陷检测的精度。

2.4.3 经典目标检测网络对比实验

将本文设计的算法与 YOLOv3-Tiny、YOLOv7n、SSD、Faster-RCNN 等主流检测算法进行了对比实验，结果见表 3。实验结果表明，SSD 与 Faster-RCNN 在检测速度、精度、参数量和检测框置信度方面与本文算法存在显著差距，本文算法在精度上分别提升了 17.1%和 10.7%。此外，YOLOv7n 和 YOLOv10n 作为 YOLOv7 和 YOLOv10 系列中的代表性轻量化模型，在绝缘子检测任务中表现优异，模型文件大小分别为 16.92、22.95 MB。本文改进算法在保持较小模型文件和较少参数量的同时，精确率和召回率分别达到了 97.9%和 94.9%，η_{mAP50} 和 $\eta_{mAP50:95}$ 分别达到了 98.3%和 86.6%。在检测速度方面，本文算法达到了 26 帧/s，若应用于嵌入式无人机设备，可满足实时检测的需求。因此，本文设计的算法在绝缘子缺陷故障的实时检测任务中具有显著优势，更适用于实际应用场景。

表 3 不同目标检测模型对比结果

Tab. 3 Comparison results of different object detection models

检测模型	模型文件大小/MB	参数量	P/%	R_r/%	η_{mAP50}/%	$\eta_{mAP50:95}$/%	检测速率/(帧·s^{-1})	浮点运算量/(10^9次)
SSD	96.72	24 011 043	82.8	90.3	86.5	80.1	13	18.1
Faster-RCNN	108.14		87.2	93.1	90.1	84.7	12	28.7
YOLOv3-Tiny	36.41	8 669 877	91.6	90.9	95.5	85.7	18	8.7
YOLOv5s	23.78	1 765 270	92.4	87.3	92.1	85.1	22	8.5
YOLOv7n	16.92	5 014 892	93.2	89.7	92.8	86.9	16	12.6
YOLOv9n	20.92	4 014 362	94.5	91.2	95.3	85.9	18	13.9
YOLOv10n	22.95	2 314 980	95.3	92.1	95.4	85.8	24	12.8
YOLOv8-DEW	20.55	2 901 040	97.9	94.9	98.3	86.6	26	7.2

3 结论

(1) 对主干网络进行重构，DCNV3 作为特征提取骨干网络代替原有 C2f 模块，增强了模型特征提取与空间聚合能力。

(2) 采用 ECA 机制进行特征融合，提升了模型的检测精度，增强了模型的鲁棒性。

(3) 将分布式聚焦损失与 WIOU 结合计算回归损失，加快了模型收敛速度，在一定程度上减少了由检测模型性能低造成的漏检和错检问题。

本研究在于保证检测的精度和稳定性，未来将在该模型的基础上继续研究改进，将模型投入到目标绝缘子缺陷故障检测的实际应用中，下一步将重点研究绝缘子缺陷故障的评估标准。

参考文献：

[1] 刘云鹏，李泳霖，裴少通，等. 基于紫外光辐射照度特征的污秽瓷绝缘子绝缘状态评估方法[J]. 高电压技术，2023，49(4)：1622-1631.
LIU Yunpeng，LI Yonglin，PEI Shaotong，et al. Evaluation of the insulation state of contaminated porcelain insulators based on character-istics of ultraviolet irradiance [J]. High Voltage Engineering，2023，49(4)：1622-1631.

[2] 尹向雷，解永芳，屈少鹏，等. 基于动态蛇形卷积和非跨步卷积的绝缘子缺陷检测[J]. 电力系统保护与控制，2024，52(20)：177-187.
YIN Xianglei，XIE Yongfang，QU Shaopeng，et al. Insulator defect detection based on dynamic snake convolution and space-to-depth convolution[J]. Power System Protection and Control，2024，52(20)：177-187.

[3] 魏贤哲，卢武，赵文彬，等. 基于改进 Mask R-CNN 的输电线路防外破目标检测方法研究[J]. 电力系统保护与控制，2021，49(23)：155-162.
WEI Xianzhe，LU Wu，ZHAO Wenbin，et al. Target detection method for external damage of a transmission line based on an improved Mask R-CNN algorithm[J]. Power System Protection and Control，2021，49(23)：155-162.

[4] 张伟业，缪维跑，苏欢欢，等. 基于不平衡样本数据的轴承故障诊断模型与方法研究[J]. 动力工程学报，2025，45(6)：904-912.
ZHANG Weiye，MIAO Weipao，SU Huanhuan，et al. Research on bearing fault diagnosis model and method based on unbalanced sample data[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering，2025，45(6)：904-912.

[5] 章力，邓艾东，王敏，等. 基于通道注意力机制与多尺度减法轻量化网络的滚动轴承故障诊断[J]. 动力工程学报，2025，45(4)：571-581.
ZHANG Li，DENG Aidong，WANG Min，et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on channel at-

tention mechanism and multi-scale subtraction lightweight neural network[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2025, 45(4): 571-581.

[6] TAO Chongben, CAO Chunli, CHENG Hanjing, et al. An efficient 3D object detection method based onfast guided anchor stereo RCNN[J]. Advanced Engineering Informatics, 2023, 57: 102069.

[7] HE Zhige, HE Yuanqing. AS-Faster-RCNN: an improved object detection algorithm for airport scene based on faster R-CNN[J]. IEEE Access, 2025, 13: 36050-36064.

[8] TAN Ling, WU Hui, XU Zifeng, et al. Multi-object garbage image detection algorithm based on SP-SSD [J]. Expert Systems with Applications, 2025, 263: 125773.

[9] LIU Bao, JIANG Wenqiang. LA-YOLO: bidirectional adaptive feature fusion approach for small object detection of insulator self-explosion defects[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2024, 39(6): 3387-3397.

[10] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: an incremental improvement[EB/OL]. (2018-04-08)[2026-07-14]. https://arxiv.org/abs/1804.02767.

[11] 康兆楠. 基于 YOLOv2 的空间场景目标检测算法研究与实现[D]. 北京：北京交通大学，2022.
KANG Zhaonan. Research and implementation of spatial scene target detection algorithm based on YOLOv2[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2022.

[12] 陈科羽，徐梁刚，陈凤翔，等. 基于 YOLOv3 的航拍输电通道航拍绝缘子检测方法研究[J]. 科技创新与应用，2023，13(11)：34-37.
CHEN Keyu, XU Lianggang, CHEN Fengxiang, et al. Research on a YOLOv3-based method for detecting insulators in aerial images of transmission corridors[J]. Technology Innovation and Application, 2023, 13(11): 34-37.

[13] 李运堂，詹叶君，王鹏峰，等. 基于改进 YOLOV4 网络的绝缘子缺陷检测[J]. 传感技术学报，2023，36(8)：1250-1260.
LI Yuntang, ZHAN Yejun, WANG Pengfeng, et al. Inspection method for insulator defect based on improved YOLOV4 network[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2023, 36(8): 1250-1260.

[14] 王道累，张正刚，张世恒，等. 基于密集连接网络的航拍绝缘子旋转目标精准定位方法[J]. 电力系统保护与控制，2024，52(1)：35-43.
WANG Daolei, ZHANG Zhenggang, ZHANG Shiheng, et al. Accurate positioning method of insulator rotating target in aerial photography based on dense connection network[J]. Power System Protection andControl, 2024, 52(1): 35-43.

[15] 张剑锐，魏霞，张林鎧，等. 改进 YOLO v7 的绝缘子检测与定位[J]. 计算机工程与应用，2024，60(4)：183-191.
ZHANG Jianrui, WEI Xia, ZHANG Linxuan, et al. Improving detectionand positioning of insulators in YOLO v7[J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(4): 183-191.

[16] VARGHESE R, SAMBATH M. YOLOv8: a novel object detection algorithm with enhanced performance and robustness[C]//Proceeding of the 2024 International Conference on Advances in Data Engineering and Intelligent Computing Systems (ADICS). Chennai, India: IEEE, 2024: 1-6.

[17] 王长刚，王先伟，曹宇，等. 基于改进图注意力网络的电力系统脆弱性关键环节辨识[J]. 电力系统保护与控制，2024，52(15)：36-45.
WANG Changgang, WANG Xianwei, CAO Yu, et al. Critical link identification of power system vulnerability based on modified graph attention network [J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(15): 36-45.

[18] 陈思雨，付章杰. 融合高效注意力的多尺度输电线路部件检测[J]. 计算机工程与应用，2024，60(1)：327-336.
CHEN Siyu, FU Zhangjie. Multi-scale transmission line component detection incorporating efficient attention[J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(1): 327-336.

[19] 杜耀文，谢静，刘志坚，等. 基于深度学习的高压隔离开关分合状态检测算法研究[J]. 电力系统保护与控制，2023，51(19)：114-123.
DU Yaowen, XIE Jing, LIU Zhijian, et al. A detection algorithm for opening and closing states of high-voltage isolation switches based on deep learning[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(19): 114-123.

[20] 张秀再，沈涛，许岱. 基于改进 YOLOv8 算法的遥感图像目标检测[J]. 激光与光电子学进展，2024，61(10)：1028001.
ZHANG Xiuzai, SHEN Tao, XU Dai. Remote-sensing image object detection based on improved YOLOv8 algorithm[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2024, 61(10): 1028001.

[21] 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.

（下转第 216 页）

统及其热力学分析[J]. 流体机械，2022，50(4)：36-42.
HE Xin，LI Chengchen，TAO Feiyue，et al. Double-tank compressed air energy storage system and its thermodynamic analysis[J]. Fluid Machinery，2022，50(4)：36-42.

[23] 卢绪祥，刘雨菲，徐航，等. 压缩空气储能系统动态特性仿真分析[J]. 动力工程学报，2025，45(7)：1045-1051，1062.
LU Xuxiang，LIU Yufei，XU Hang，et al. Simulation analysis of dynamic characteristics of compressed air energy storage system[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering，2025，45(7)：1045-1051，1062.

[24] 肖焕秀. 660 MW 燃煤机组与压缩空气储能耦合特性评价[D]. 武汉：华中科技大学，2022.
XIAO Huanxiu. Evaluation of coupling characteristics between a 660 MW coal-fired unit and compressed air energy storage[D]. Wuhan：Huazhong University of Science and Technology，2022.

[25] LI Jiajia，LI Xingshuo，YAN Peigang，et al. Thermodynamics，flexibility and techno-economics assessment of a novel integration of coal-fired combined heating and power generation unit and compressed air energy storage[J]. Applied Energy，2023，339：120924.

[26] 何青，罗宁，刘文毅. 基于全寿命周期成本的压缩空气储能系统储气装置经济性分析[J]. 化工进展，2018，37(增刊 1)：67-74.
HE Qing，LUO Ning，LIU Wenyi. Economic analysis of gas storage devices for compressed air energy storage system based on life cycle cost[J]. Chemical Industry and Engineering Progress，2018，37(Sup1)：67-74.

[27] 韩中合，马帆帆，吴迪，等. 基于 AA-CAES 的综合能源系统协同优化与性能分析[J]. 太阳能学报，2022，43(12)：550-558.
HAN Zhonghe，MA Fanfan，WU Di，et al. Collaborative optimization and performance analysis of integrated energy system based on AA-CAES[J]. Acta Energiae Solaris Sinica，2022，43(12)：550-558.

(上接第 153 页)

LONG Yujiang，WEI Wei，SHU Yu，et al. Detection method for damaged rotating insulator based on adaptive key points[J]. Computer Engineering，2023，49(9)：272-278.

[22] 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.