

# 基于 CPLC-YOLOv8 的轻量化绝缘子 缺陷检测算法

耿天宇<sup>1</sup>, 姜天燃<sup>2</sup>, 姜春<sup>2\*</sup>, 王玉峰<sup>2</sup>

(1. 中车青岛四方机车车辆股份有限公司, 山东 青岛 266111;

2. 辽宁科技大学 电子与信息工程学院, 辽宁 鞍山 114051)

## Lightweight Insulator Defect Detection Algorithm Based on CPLC-YOLOv8

GENG Tianyu<sup>1</sup>, JIANG Tianran<sup>2</sup>, JIANG Chun<sup>2\*</sup>, WANG Yufeng<sup>2</sup>

(1. CRRC Qingdao Sifang Co., Ltd., Qingdao 266111, China;

2. School of Electronic and Information Engineering, Liaoning University of  
Science and Technology, Anshan 114051, China)

**Abstract:** [Objective] Aiming at the problems of small insulator defect size, susceptibility to complex background interference during detection, and large parameter volume of the baseline model, this paper proposes a lightweight insulator defect detection algorithm based on an improved CPLC-YOLOv8. [Methods] Firstly, the lightweight RepNCSPPELAN4-CAA module was designed to replace the C2f module in YOLOv8's backbone network, reducing parameter quantity while enhancing feature representation capability. Secondly, a small-defect detection layer P2 was added to strengthen the fusion of shallow and deep features, minimizing the loss of small-target information. Subsequently, a lightweight detection head was developed, where  $1 \times 1$  convolution was employed for channel dimension adjustment and detail-enhanced convolution was utilized to replace conventional  $3 \times 3$  convolution, achieving parameter sharing and feature enhancement. Finally, the convolutional block attention mechanism was introduced to suppress background interference through dual channel-spatial attention mechanisms, enhancing key feature representation and improving model robustness and detection accuracy. [Results] Experimental results on the custom insulator defect dataset demonstrated that the proposed CPLC-YOLOv8 achieved a mAP@0.5 of 0.928, representing a 2 percentage point improvement over the original YOLOv8. The model

parameters were reduced to only 1.72 MB (42.8% reduction compared to YOLOv8), with a compressed model size of 4.12 MB (31.3% compression). Comparative evaluations with classic network models confirmed that CPLC-YOLOv8 exhibited significant advantages in detection accuracy, parameter efficiency, and model compactness, particularly demonstrating superior robustness and generalization capability in small object detection tasks. [Conclusion] The proposed algorithm achieves lightweight model design while maintaining high detection accuracy, making it suitable for deployment on resource-constrained edge devices with promising engineering application prospects. Future work will further explore the integration of multi-scale feature fusion and lightweight techniques to continuously enhance the algorithm's adaptability and stability in practical power inspection scenarios.

**Key words:** lightweight; insulator defect detection; CPLC-YOLOv8; convolutional block attention mechanism

**摘要:** [目的] 针对绝缘子缺陷尺寸小、检测时易受复杂背景干扰以及基线模型参数量大等问题, 本文提出一种基于 CPLC-YOLOv8 改进的轻量化绝缘子缺陷检测算法。[方法] 首先, 设计轻量化 RepNCSPPELAN4-CAA 替换 YOLOv8 主干网络中的 C2f 模块, 降低参数量并增强特征表达能力; 其次, 新增小缺陷检测层 P2, 强化浅层与深层特征的融合, 减少小目标信息的流失; 然后, 设计一种轻量化检测头, 采用  $1 \times 1$  卷积调整通道维度, 并利用细节增强卷积替代传统  $3 \times 3$  卷积, 实现参数共享与特征增强; 最后, 引入卷积注意力机制, 通过通道与空间双重注意力机

基金项目: 辽宁省教育厅项目(LJKFZ20220190)

Liaoning Provincial Education Department Project  
(LJKFZ20220190)

抑制背景干扰,增强关键特征表达,提升模型鲁棒性与检测精度。【结果】在自建绝缘子缺陷数据集上的试验结果表明,CPLC-YOLOv8 的 mAP@ 0.5 达到 0.928,相较于 YOLOv8 提升 2 个百分点;其模型参数量仅为 1.72 MB,较 YOLOv8 减少 42.8%;模型大小为 4.12 MB,压缩 31.3%。在多种经典网络模型对比中,CPLC-YOLOv8 在检测精度、参数量和模型体积方面均表现出显著优势,尤其在小目标检测任务中展现出更强的鲁棒性和泛化能力。【结论】本文所提算法在保持高检测精度的同时,实现了模型的轻量化设计,适用于资源受限的边缘设备部署,具有良好的工程应用前景。未来工作将进一步探索多尺度特征融合与轻量化技术的结合,持续提升算法在实际电力巡检场景中的适应性与稳定性。

**关键词:** 轻量化;绝缘子缺陷检测;CPLC-YOLOv8;卷积注意力机制

## 0 引言

随着国家快速发展,电力需求增长与线路延伸使电网安全愈发重要。绝缘子作为输电线路用于隔离电流的安全组件<sup>[1]</sup>,承担着机械支撑与高压绝缘双重功能,其状态直接决定输电安全。绝缘子长期运行后,可能会出现自爆、闪络和破损等故障<sup>[2-4]</sup>。若绝缘子缺陷未及时发现,将会危及电力系统的平稳运行<sup>[5]</sup>。

传统人工巡检绝缘子效率低、成本高,且受地形和天气限制,安全风险大<sup>[6-9]</sup>。近年来,无人机巡检<sup>[10]</sup>技术已在电力领域广泛应用,逐步替代传统人工巡检,显著提升了绝缘子检测的效率和安全性。然而,无人机机载计算单元算力和功耗均受限,无法承载体积庞大的目标检测模型。因此,将 YOLO 系列模型轻量化,是部署到边缘设备实现高效检测的关键。

深度学习技术日益成熟,推动了其在绝缘子检测领域的应用,并使相关方法成为备受关注的研究热点<sup>[11]</sup>。基于深度学习的目标检测算法,可划分为二阶段与一阶段两大类。二阶段检测算法包括快速区域卷积神经网络(Region-based Convolutional Neural Network, RCNN)<sup>[12]</sup>、更快的 RCNN<sup>[13]</sup>和级联 RCNN<sup>[14]</sup>等;一阶段检测包括单次多框检测器<sup>[15]</sup>、视网膜网络<sup>[16]</sup>以及 YOLO<sup>[17]</sup>等。由于 YOLO 系列算法能把检测做成一阶段回归问题,用一次前向传播就能同时给出框和类别,

且与二阶段检测算法相比,其能够极大程度上降低运算速度的同时兼顾精度<sup>[18]</sup>,因此成为工业界首选。为适配绝缘子的特定形态,易继禹等人<sup>[19]</sup>构建了一个基于快速 R-CNN 的检测模型,有效提升了检测精度,但计算复杂度变大,导致检测速度下降。Sampedro 等人<sup>[20]</sup>提出了一套自动绝缘子检测系统,采用连体卷积神经网络可检测出多种不同类型的绝缘子缺陷。但由于该系统主干训练模型 ResNet-101 过于臃肿,导致结果参数大、计算翻倍、特征冗余。

为优化 YOLOv8 模型,王天赐等人<sup>[21]</sup>提出了两项改进:首先,用 GSConv 卷积全面替换普通卷积与 Bottleneck 模块,旨在减少参数量、提高检测速度;其次,引入多尺度融合思想,对浅层与深层特征图进行融合,从而有效提升模型的整体检测性能。虽然 GSConv 全域替换和多尺度直接拼接能够减少参数,但其通道信息不足与计算量增加,使得小目标缺陷召回率下降以及功耗升高。Siddiqui 等人<sup>[22]</sup>将 MobileNet-V2 部署于 Jetson TX2 嵌入式平台,可远程控制无人机对输电线路上的绝缘子等组件进行实时检测。但未针对绝缘子小目标优化,距离真正“实时+低功耗”还有明显缺口。陈奎等人<sup>[23]</sup>提出了轻量化的 ShuffleNetV2 网络以减少参数量和计算量,并通过引入多尺度感知模块与增加检测头,增强了对微小缺陷的识别能力。该方法在实现模型轻量化的同时,有效提高了检测精度。冯世凯等人<sup>[24]</sup>提出利用 MobileNetV3-Large 轻量化主干网络对 YOLOv4 进行轻量化改进,显著降低了模型的参数量与计算复杂度,在保证精度的同时提升了推理速度。然而,此类轻量化方法虽能提升性能,但在实际应用中,仍难以在检测精度与计算资源消耗之间达到理想平衡。由于 YOLOv8 同先前经典模型相比,其在精度、速度以及灵活性方面均展现出显著优势<sup>[25]</sup>,因此针对复杂背景下绝缘子缺陷尺寸小、基线模型参数量庞大等难题,本文以 YOLOv8 为基本模型,提出一种基于 CPLC-YOLOv8 的轻量化改进算法。

## 1 CPLC-YOLOv8 模型

### 1.1 RepNCSPELAN4-CAA 模块

主干网络对输入图像进行多级特征提取。在

YOLOv8 模型中, 主干网络通过多层标准卷积实现下采样, 随后由 C2f 模块结合卷积与残差结构, 融合图像浅层细节与深层语义特征。针对绝缘子检测任务, 需在保证高检测精度的同时实现模型轻量化, 以适配资源受限的边缘设备部署需求。

RepNCSPELAN4-CAA 是一种轻量化特征提取模块, 由 RepNCSPELAN4 与卷积注意力增强 (Convolutional Attention Augmentation, CAA) 模块共同构成, 旨在平衡计算复杂度与参数量, 提升模型性能, 其整体结构如图 1 所示。

CAA通过上下文锚点注意力机制<sup>[26]</sup>, 建模远

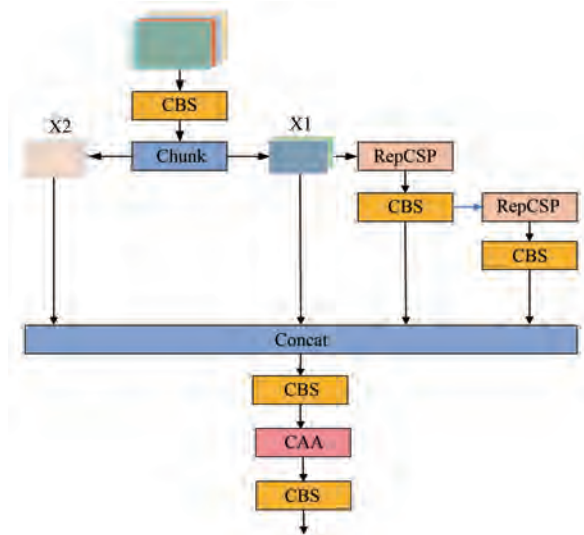


图 1 RepNCSPELAN4-CAA 网络结构图

Fig. 1 RepNCSPELAN4-CAA network structure diagram

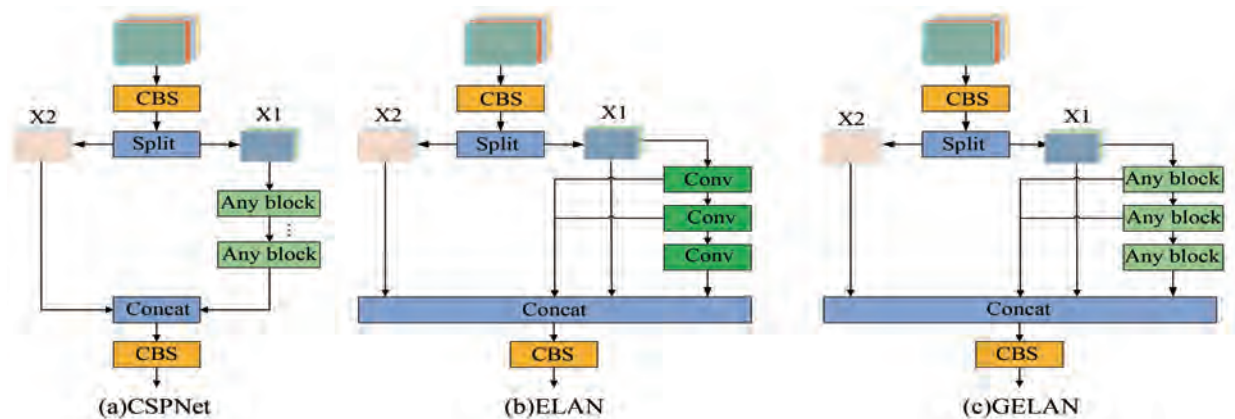


图 3 CSPNet、ELAN 和 GELAN 结构框图

Fig. 3 Structure block diagrams of CSPNet, ELAN and GELAN

RepConv 基于重参数化技术设计, 采用多分支结构。在训练阶段, 其多分支架构有助于增强

距离像素间的依赖关系, 并强化中心区域特征, 避免语义信息丢失。其模块由 2 个  $1 \times 1$  的 Conv 模块和 2 个一维深度卷积模块组成, 具体结构如图 2 所示。

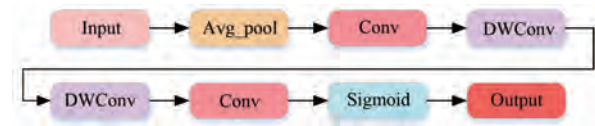


图 2 CAA 网络结构图

Fig. 2 CAA network structure diagram

RepNCSPELAN4 融合了 CSPNet<sup>[27]</sup> 和高效层聚合网络 (Efficient Layer Aggregation Network, ELAN)<sup>[28]</sup> 的设计思想, 构建出一种广义高效层聚合网络 (Generalized ELAN, GELAN), 其结构如图 3(c) 所示。CSPNet 作为一种轻量级主干网络, 将输入特征图沿通道维度分割, 分别进行特征提取后再融合, 以降低计算量并提升模型性能, 其结构如图 3(a) 所示。ELAN 则在 CSPNet 基础上进行了改进, 将传统的卷积层堆叠方式替换为可适配任意计算模块的结构, 并保持各分支输入与输出通道数一致, 如图 3(b) 所示。GELAN 结合两者优点, 通过多级融合, 构建出梯度信息更丰富、特征表达能力更强的网络结构。

RepNCSPELAN4 模块基于 GELAN 架构实现, 采用 Conv 模块与 RepNCSP 模块共同构建特征提取层, 如图 4 所示。RepNCSP 模块由 Conv 模块、RepConv 模块组成, 通过融合多种卷积操作, 显著增强了网络的特征提取能力。

网络表达能力, 提升训练效果。在推理阶段, 通过结构重参数化将训练好的多分支模型转化为单

支的扁平模型,从而显著提高推理效率。

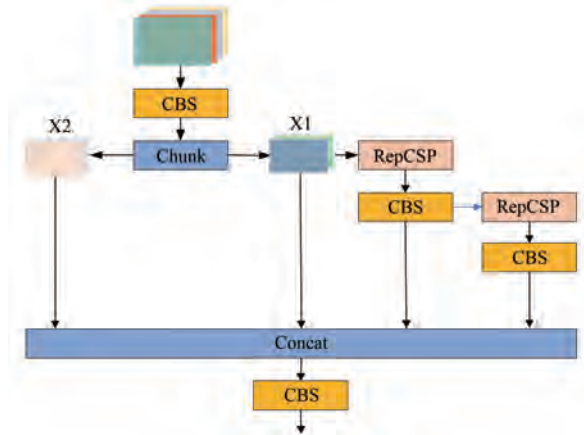


图 4 RepNCSPeLan4 的结构框图

Fig. 4 Structure block diagram of RepNCSPeLan4

### 1.2 轻量化检测头

在目标检测模型中,检测头负责生成预测结果,但常因参数量和计算量较大,导致训练复杂度大、耗时增加,并可能引发过拟合。因此,对其进行轻量化处理,不仅能够有效降低参数量和计算复杂度,还能提升模型在不同设备上的部署与运行效率。

YOLOv8 采用包含两个独立的分类分支和回归分支的解耦头结构,每个分支由 2 个 3×3 的卷积层和 1 个 1×1 的卷积层构成,可分别计算边界框回归损失和分类损失。这种任务分离的设计有利于各分支独立优化,从而提升模型精度与效率,结构如图 5 所示。

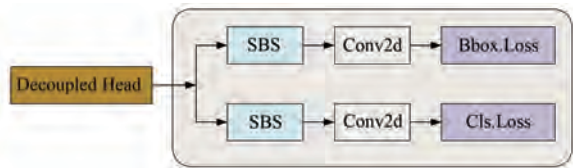


图 5 YOLOv8 检测头结构

Fig. 5 YOLOv8 detection head structure

为了优化检测头,本文提出一种创新的轻量化细节增强检测头(Lightweight Detail-Enhanced Detection Head, LDECD)。该设计通过两个关键步骤对 YOLOv8 检测头进行轻量化改进,以降低参数量和计算量。首先,使用 1×1 卷积调整不同尺度特征图的通道数,降低计算复杂度;其次,采用细节增强卷积(Detail-Enhanced Convolution, DEConv)替换原有的 2 个 3×3 卷积,构建共享卷

积层,在实现特征交互与参数共享的同时,将先验信息融入卷积过程以增强特征表征与泛化能力。此外,DEConv 通过重参数化技术可等效转换为标准卷积,无需引入额外参数与计算成本。LDECD 结构如图 6 所示。

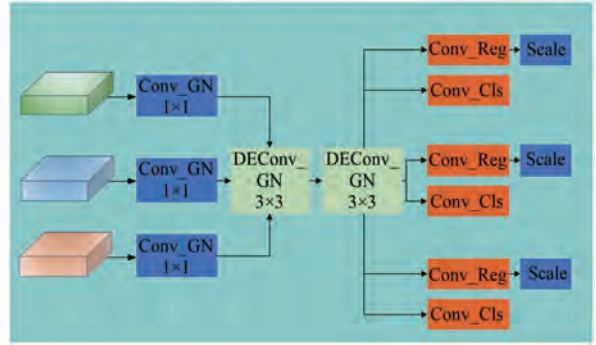


图 6 LDECD 结构

Fig. 6 LDECD structure

### 1.3 增加小目标

由于绝缘子缺陷目标通常尺寸较小、形态多样、与背景相似,检测难度较大。尽管 YOLOv8 在多目标检测中表现良好,但其在小目标识别方面仍有提升空间。因此,需要进一步增强模型对深层语义特征的提取能力,以提高对绝缘子缺陷的辨识精度。

本文在 YOLOv8 模型框架中引入多尺度融合检测层,以增强不同尺度特征间的信息流动,促进高层语义特征与低层细节特征的有效融合,从而提升模型对小目标特征的检测能力,整体结构如图 7 所示。

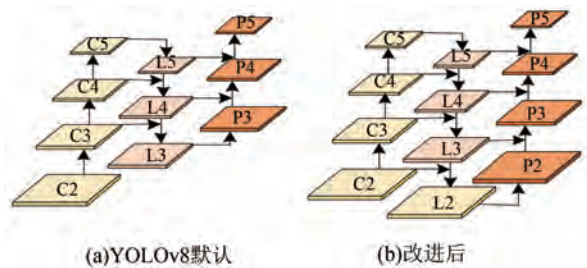


图 7 增加小缺陷检测层之后的特征融合结构图

Fig. 7 Feature fusion structure diagram after adding small-defect detection layer

在 YOLOv8 模型中,Backbone 会对输入图像进行多级下采样,生成 80×80、40×40 和 20×80 三种不同分辨率的特征图,分别用于检测小、中、大目标。为提升小目标检测性能,本文改进了小目

标检测层的设计,在不过度增加计算复杂度的前提下,增强了其对空间细节信息的捕捉与表征能力。同时,通过特征融合技术,将深层语义信息与浅层细节特征有效结合,保留更多局部信息,从而显著提高了对小目标的识别精度。这种多层次融合策略进一步强化了模型对绝缘子目标的整体检测性能。

#### 1.4 卷积注意力机制

卷积注意力机制 (Convolutional Block Attention Mechanism, CBAM) 通过串联通道注意力和空间注意力,在双维度上增强特征表征。其轻量结构能有效捕获位置信息与跨通道依赖,改善传统卷积在处理多尺度、多形态目标时的局限性。在绝缘子缺陷检测中,CBAM 协同强化通道和空间信息,聚焦微小缺陷特征,提升检测精度与模型鲁棒性。CBAM 的结构如图 8 所示。

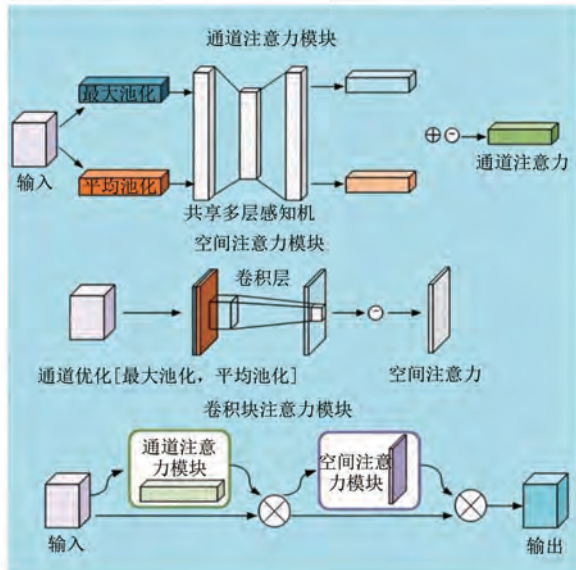


图 8 CBAM 网络结构图

Fig. 8 CBAM network structure diagram

CBAM 流程如下:给定输入的特征图  $F$ ,CBAM 依次通过通道注意力模块与空间注意力模块进行处理。首先,通道注意力对特征图  $F$  进行压缩与激励,生成通道加权特征图  $M_c(F)$ ,如式(1)所示。然后,空间注意力对  $M_c(F)$  分别进行全局最大池化与平均池化,将结果沿通道维度拼接,再经卷积操作生成空间权重特征图  $M_s(F)$ ,如式(2)所示。最后,输出由  $M_c(F)$  与  $M_s(F)$  逐元素相乘得到的特征图,整体流程如式(3)和(4)所示。

$$M_c(F) =$$

$$\sigma\{\text{MLP}[\text{AvgPool}(F)] + \text{MLP}[\text{MaxPool}(F)]\} = \sigma\{W_1[W_0(F_{\text{avg}}^C)] + W_1[W_0(F_{\text{max}}^C)]\} \quad (1)$$

$$M_s(F) = \sigma(f^{7 \times 7}([\text{AvgPool}(F); \text{MaxPool}(F)]) = \sigma(f^{7 \times 7}([F_{\text{avg}}^s, F_{\text{max}}^s])) \quad (2)$$

$$F' = M_c(F) \otimes F \quad (3)$$

$$F'' = M_s(F') \otimes F' \quad (4)$$

式中: $W_0 \in \mathbb{R}^{C/r \times C}$ ;  $W_1 \in \mathbb{R}^{C \times C/r}$ ;  $F_{\text{avg}}^C$  为平均池化后的特征图;  $F_{\text{max}}^C$  为最大池化后的特征图;  $\otimes$  表示按元素做乘法;  $F \in \mathbb{R}^{C \times H \times W}$ ;  $M_c \in \mathbb{R}^{C \times 1 \times 1}$  为通道注意力特征图;  $M_s \in \mathbb{R}^{1 \times H \times W}$  为空间注意力特征图。

#### 1.5 改进的 YOLOv8 网络总体结构

本文以 YOLOv8 为基础模型进行优化。首先,采用 RepNCSPeLan4-CAA 模块替换主干网络的 C2f 模块,以减少参数量。其次,增加小目标检测层 P2,加强浅层与深层特征图的融合,提升小目标检测能力。然后,设计 LDECD,在维持精度的同时实现模型轻量化;最后,引入 CBAM,抑制背景干扰,更全面地提取关键特征。改进后的整体结构如图 9 所示。

## 2 试验结果与分析

### 2.1 试验环境

本文试验环境设置为:Windows11 系统,Intel Core i5-12500H CPU,NVIDIA GeForce RTX 3060 GPU(6GB 显存),基于 PyTorch 2.1.1 框架,Python 3.9 编程语言。具体试验参数设置如表 1 所示。

表 1 试验参数

Tab. 1 Experimental parameters

参数名称	参数值
训练轮次	350
批量大小	16
学习率	0.01
动量	0.937
权重衰减	0.000 5

### 2.2 试验数据集

本文共收集 4 129 张绝缘子目标图像,涵盖三类目标:绝缘子、破损绝缘子与闪络绝缘子。数据按 7:2:1 的比例划分为训练集、测试集与验证集,具体数量分别为 2 890 张、826 张和 413 张。数据集示例如图 10 所示。



文件大小进行衡量。各指标计算式为

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (5)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (6)$$

$$AP = \int_0^1 P dR \quad (7)$$

$$mAP = \frac{\sum_{i=0}^N AP_i}{N} \quad (8)$$

式中:TP 为检测正确的目标数量;FP 为错误的目标数量;FN 为漏检的目标数量;AP 为平均精度; $N$  为数据集中检测目标的类别数; $i$  为当前类别的编号。

在本次试验中, $N=3$ ,即正常绝缘子、破损绝缘子和闪络绝缘子。

#### 2.4 注意力模块对比试验

为验证 CBAM 在 YOLOv8 目标检测算法上有精度提升的作用,本文将指数移动平均(Exponential Moving Average, EMA)、坐标注意力(Coordinate Attention, CA)、多路径通道注意力(Multi-Path Channel Attention, MPCA)和挤压激励(Squeeze-and-Excitation, SE)模块四种注意力机制分别嵌入特征提取网络进行对比试验。具体试验结果如表 2 所示。

由表 2 可知,在基准算法 YOLOv8 中引入不同注意力机制,其平均精度 mAP@0.5 与精确率  $P$  均有不同程度提升。其中,添加 EMA、SE 和 CBAM 分别使 mAP@0.5 提升 0.6%、0.9% 和 0.9%。数据

显示,虽然 SE 和 CBAM 的 mAP@0.5 提升效果一致,但 CBAM 的精确度更高,且参数量更少、模型大小更小。这表明 CBAM 通过融合通道与空间注意力,能有效聚焦小缺陷区域,抑制复杂背景干扰,增强对目标特征的判别能力,从而提高检测精度。相比之下,引入 MPCA 机制后由于设计不当,mAP@0.5 下降 0.2%。综合来看,CBAM 的检测精度和参数量表现最优。

#### 2.5 消融试验

为验证各改进模块的有效性,需通过一组消融试验进行对比分析。为确保试验结果的准确性,所有试验训练参数均保持一致,最后在 CPSID 数据集上进行消融试验。试验结果如表 3 所示。其中,YOLOv8 为基准模型;改进 1 为主干网络中 C2f 模块替换为 CARepNCSPELAN4 轻量化模块;改进 2 为添加小目标缺陷检测层 P2;改进 3 为将检测头替换为轻量化检测头 LDECD;改进 4 为最终改进模型,表示增加 CBAM 注意力模块。

表 2 注意力机制试验结果

Tab. 2 Experimental results of attention mechanism

模型	$P/\%$	$R/\%$	mAP@0.5	参数量/M	模型大小/M
YOLOv8	90.9	87.9	0.908	3.01	6
YOLOv8-EMA	91.9	87.4	0.914	3.02	6
YOLOv8-MPCA	92.4	84.6	0.906	3.33	6.6
YOLOv8-SE	90.6	88	0.917	3.11	6.21
YOLOv8-CBAM	92.8	87.3	0.917	3.07	6.1

表 3 消融试验

Tab. 3 Ablation experiment

模型	CARepNCSPELAN4	P2	LDECD	CBAM	$P/\%$	$R/\%$	mAP@0.5	参数量/M	模型大小/M
YOLOv8	×	×	×	×	90.9	87.9	0.908	3.01	6
改进 1	√	×	×	×	91.7	85.3	0.903	2.37	5.04
改进 2	√	√	×	×	91.4	86.2	0.918	2.27	5.11
改进 3	√	√	√	×	90.8	88.2	0.923	1.74	4.49
最终改进	√	√	√	√	92.4	89.5	0.928	1.72	4.12

由表 3 可知,本文所提轻量化模型 CPLC-YOLOv8 通过引入 CARepNCSPELAN4、P2、LDECD 以及 CBAM,在显著降低模型大小与参数的同时,有效提升了检测精度。与基准

YOLOv8 相比,最终模型的精确度  $P$  与平均精度 mAP@0.5 分别提升至 92.4% 与 0.928。具体而言:改进 1 模型使参数量与模型大小分别下降 21.3% 与 16.6%,虽平均精度微降 0.5%,但实现了

显著的轻量化;改进 2 模型进一步降低参数量与体积的同时,平均精度提升 1%,增强了对小缺陷的感知能力;改进 3 模型大幅减少 42.3% 的模型参数量与 25.1% 的模型大小,平均精度提升 1.5%,实现了精度与轻量化的较好平衡。改进 4 模型采用通道与空间双重注意力机制有效聚焦关键特征,抑制背景干扰,显著提升了模型对绝缘子缺陷的识别能力,最终使得平均精度提升 2%,参数量与模型大小分别下降 42.8% 与 31.3%。各模型 mAP@0.5 值变化曲线对比如图 11 所示。

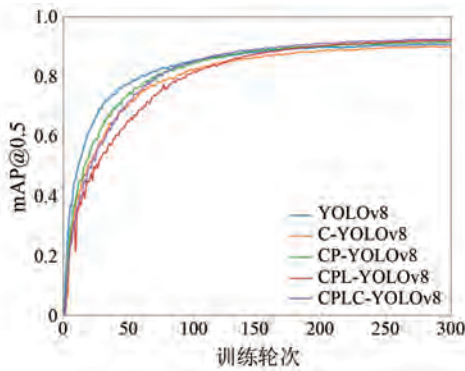


图 11 各个模型 mAP@0.5 值对比

Fig. 11 Comparison of mAP@0.5 values across different models

## 2.6 CPLC-YOLOv8 与其他算法的对比试验

为全面评估 CPLC-YOLOv8 模型在绝缘子缺陷检测任务中的性能,本研究选取 SSD、Faster R-CNN 以及 YOLO 系列等七种主流目标检测算法进行对比试验。试验基于数据增强处理后的 CPFID 数据集,结果如表 4 所示。

由表 4 可知,本文所提 CPLC-YOLOv8 模型在检测性能上显著优于单次多框检测器(Single Shot MultiBox Detector, SSD)、Faster R-CNN 以及 YOLO 系列其他模型。在平均精度方面,CPLC-YOLOv8 模型相较于 SSD、Faster R-CNN 和 YOLOv7-tiny 分别提升 17.4%、14.4% 和 9.2%。这一显著提升表明,其在复杂背景与小目标检测中具有更强的鲁棒性。在参数量方面,相较于其他模型,CPLC-YOLOv8 的参数量大幅减少,有效降低了计算复杂度与内存占用。与基准模型 YOLOv8 相比,CPLC-YOLOv8 在平均精度上提升 2% 的同时,参数量与模型大小分别降低 42.8% 和 31.3%,这一优化使得 CPLC-YOLOv8 成为资源受限的边缘设备部署的理想选择。综上所述,CPLC-YOLOv8 在维持较高检

测精度的前提下,显著降低了计算复杂度和模型参数量,展现了优越的综合性能与轻量化优势。

表 4 经典网络模型绝缘子缺陷检测对比试验

Tab. 4 Comparative experiment on insulator defect detection using classic network models

模型	P/%	R/%	mAP@0.5	参数量/M	模型大小/M
SSD	78.2	75.6	0.754	25.5	50.2
Faster R-CNN	75.8	78.2	0.784	50.4	108.2
YOLOv5	86.8	82.6	0.870	2.50	5
YOLOv6	87.2	81	0.853	4.23	8.31
YOLOv7-tiny	84.2	79.9	0.836	6.02	12.3
YOLOv8	90.9	87.9	0.908	3.01	6
CPLC-YOLOv8	92.4	89.5	0.928	1.72	4.12

## 2.7 算法检测结果可视化

为验证本文算法的有效性,选取不同背景下的多缺陷绝缘子图片进行检测试验,检测结果如图 12 所示。试验表明,原 YOLOv8 对绝缘子缺陷的检测置信度相对较低,易导致漏检与误检;而改进后的轻量化算法显著提高了识别准确率,在模型大小与检测精度之间取得了更好的平衡。此外,针对原 YOLOv8 误检的部分目标,改进后的算法能够实现更精确的缺陷定位与识别,有效降低了误检与漏检率,使整体检测性能得到提升。

## 3 结语

针对绝缘子缺陷尺寸小、易受背景干扰及参数量大等问题,本文提出一种基于 CPLC-YOLOv8 的轻量化绝缘子缺陷检测算法。该算法使用 RepNCSPeLAN4-CAA 模块轻量化主干网络,显著降低计算量与参数量;设计 LDECD,进一步提升计算效率;增加小目标检测层 P2,增强对小目标缺陷的感知能力;引入 CBAM,通过通道与空间注意力融合抑制背景干扰,提升特征表征能力。消融试验结果表明,融合四项改进策略后,CPLC-YOLOv8 的 mAP@0.5 较原 YOLOv8 提升 2%,模型大小与参数量分别降低 31.3% 与 42.8%,充分验证了所提改进的有效性。对比试验结果表明,CPLC-YOLOv8 的 mAP@0.5 最高达到 0.928,参数量以及模型大小也低于其他模型,综合表现最为优异。未来工作将进一步探索轻量化技术与多特

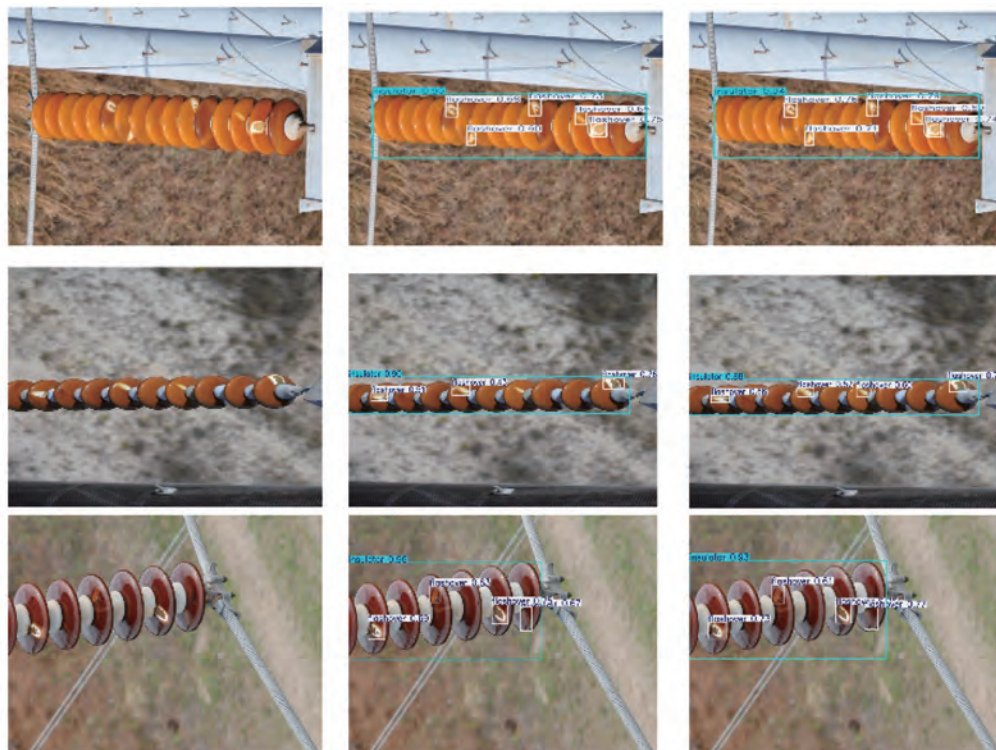


图 12 多缺陷绝缘子检测结果对比

Fig. 12 Comparison of multi-defect insulator detection results

征融合方法,持续提升算法检测能力,以更好地应用于电力巡检实际场景中。

#### 利益冲突声明

所有作者声明不存在利益冲突。

All authors disclose no relevant conflict of interests.

#### 作者贡献

耿天宇进行了方案设计、内容总结与论文撰写,姜天燃进行了试验研究,姜春、王玉峰参与了论文的审核与修改。所有作者均阅读并同意了最终稿件的提交。

The scheme design, content summary and paper writing were carried out by Geng Tianyu. The experiment was conducted by Jiang Tianran. The manuscript was revised by Jiang Chun, Wang Yufeng. All authors have read and approved the final version of the paper for submission.

#### 参考文献

[ 1 ] 梁志扬, 蒋廷耀. 基于改进 YOLOv8n 的绝缘子缺

陷检测[J]. 计算机应用与软件, 2025-12-25. <https://link.cnki.net/urlid/31.1260.TP.20251112.1627.005>.

Liang Z Y, Jiang T Y. Insulator defect detection method based on improved YOLOv8n [ J ]. Computer Applications and Software, 2025-12-25. <https://link.cnki.net/urlid/31.1260.TP.20251112.1627.005>.

[ 2 ] 李利荣, 张云良, 陈鹏, 等. 基于上下文信息增强与特征细化的绝缘子破损检测方法[J]. 高电压技术, 2023, 49(8): 3405-3414.

Li L R, Zhang Y L, Chen P, et al. Detection method of insulator breakage based on context augmentation and feature refinement [ J ]. High Voltage Engineering, 2023, 49(8): 3405-3414.

[ 3 ] 谢静, 杜耀文, 刘志坚, 等. 基于轻量化改进型 YOLOv5s 的可见光绝缘子缺陷检测算法[J]. 电网技术, 2023, 47(12): 5273-5283.

Xie J, Du Y W, Liu Z J, et al. Defect detection algorithm based on lightweight and improved YOLOv5s for visible light insulators [ J ]. Power System Technology, 2023, 47(12): 5273-5283.

[ 4 ] Wen Q D, Luo Z Q, Chen R T, et al. Deep learning

- approaches on defect detection in high resolution aerial images of insulators [J]. *Sensors*, 2021, 21(4): 1033.
- [ 5 ] 吴雪茹. 绝缘子缺陷智能检测算法及检测系统研究[D]. 淮南: 安徽理工大学, 2024.
- Wu X R. Research on intelligent detection algorithm and detection system of insulator defect [D]. Huainan: Anhui University of Science and Technology, 2024.
- [ 6 ] 刘兆威. 高压输电线路运检工作技术难点与应对措施研究[J]. *电气技术与经济*, 2024(3): 70-71+74.
- Liu Z W. Research on technical difficulties and countermeasures in operation and inspection work of high-voltage transmission lines [J]. *Electrical Equipment and Economy*, 2024(3): 70-71+74.
- [ 7 ] 熊阳献, 罗龙, 王磊, 等. 高压输电线路运检工作技术难点与应对措施探讨[J]. *电器工业*, 2022(9): 63-65.
- Xiong Y X, Luo L, Wang L, et al. Discussion on technical difficulties and countermeasures in operation and maintenance work of high-voltage transmission lines [J]. *China Electrical Equipment Industry*, 2022(9): 63-65.
- [ 8 ] 彭闯, 张红民, 王永平. 一种基于 YOLOv3 的绝缘子串图像快速检测方法[J]. *电瓷避雷器*, 2022(1): 151-156.
- Peng C, Zhang H M, Wang Y P. Fast detection method of insulator string image based on YOLOv3 [J]. *Insulators and Surge Arresters*, 2022(1): 151-156.
- [ 9 ] 陈彬, 刘华洲, 李勃铖, 等. 基于 YOLOv5 算法的无人机巡检图像中绝缘子单目测距方法[J]. *无线电工程*, 2024, 54(6): 1421-1430.
- Chen B, Liu H Z, Li B C, et al. Monocular distance measurement method for insulator in unmanned aerial vehicle inspection images based on YOLOv5 algorithm [J]. *Radio Engineering*, 2024, 54(6): 1421-1430.
- [ 10 ] 王海群, 王康. 基于 DMSANet-YOLOv7 的雾霾下绝缘子缺陷实时检测方法[J]. *无线电工程*, 2024, 54(6): 1431-1439.
- Wang H Q, Wang K. Real-time detection of insulator defects under haze weather based on dmsanet-YOLOv7 [J]. *Radio Engineering*, 2024, 54(6): 1431-1439.
- [ 11 ] 严宇, 张宏伟, 肖奕, 等. 基于轻量级卷积网络的电力绝缘子视觉检测[J]. *电力科学与工程*, 2022, 38(12): 38-46.
- Yan Y, Zhang H W, Xiao Y, et al. Visual detection method of power insulators based on lightweight convolutional network [J]. *Electric Power Science and Engineering*, 2022, 38(12): 38-46.
- [ 12 ] Sudharshan Duth P, Vedavathi S, Roshan S. Herbal leaf classification using RCNN, fast RCNN, faster RCNN [C]// 2023 7th International Conference on Computing, Communication, Control and Automation, Pune, India, 2023: 1-8.
- [ 13 ] Cai J H, Zhang L, Dong J, et al. Automatic identification of active landslides over wide areas from time-series InSAR measurements using faster RCNN [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2023, 124: 103516.
- [ 14 ] Dong C, Zhang K, Xie Z Y, et al. An improved cascade RCNN detection method for key components and defects of transmission lines [J]. *IET generation, transmission & distribution*, 2023, 17(19): 4277-4292.
- [ 15 ] Zhao H M, Gao Y S, Deng W. Defect detection using Shuffle Net-CA-SSD lightweight network for turbine blades in IOT [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(20): 32804-32812.
- [ 16 ] Chen L L, Zhou Y S, Xu S Z. ERetinaNet: An efficient neural network based on RetinaNet for mammographic breast mass detection [J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2024, 28(5): 2866-2878.
- [ 17 ] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection [C] // 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Las Vegas, NV, USA, 2016: 779-788.
- [ 18 ] 徐浩, 应展烽, 葛昊. NRID-YOLO: 基于改进 YOLOv8 的噪声污染下电力绝缘子识别方法[J/OL]. *计算机工程与应用*, 2025-12-25. <https://link.cnki.net/urlid/11.2127.tp.20251219.1625.010>.
- Xu H, Ying Z F, Ge H. NRID-YOLO: Power insulator recognition method under noise pollution based on improved YOLOv8 [J/OL]. *Computer Engineering and Applications*, 2025-12-25. <https://link.cnki.net/urlid/11.2127.tp.20251219.1625.010>.

- 010.
- [19] 易继禹, 陈慈发, 龚国强. 基于改进 Faster RCNN 的输电线路航拍绝缘子检测 [J]. 计算机工程, 2021, 47(6): 292-298+304.  
Yi J Y, Chen C F, Gong G Q. Aerial insulator detection of transmission line based on improved faster RCNN [J]. Computer Engineering, 2021, 47(6): 292-298+304.
- [20] Sampedro C, Rodriguez-Vazquez J, Rodriguez-Ramos A, et al. Deep learning-based system for automatic recognition and diagnosis of electrical insulator strings [J]. IEEE Access, 2019, 7: 101283-101308.
- [21] 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.
- [22] Siddiqui Z A, Park U. A drone based transmission line components inspection system with deep learning technique [J]. Energies, 2020, 13(13): 3348.
- [23] 陈奎, 刘晓, 贾立娇, 等. 基于轻量化网络与增强多尺度特征融合的绝缘子缺陷检测 [J]. 高电压技术, 2024, 50(3): 1289-1300.  
Chen K, Liu X, Jia L J, et al. Insulator defect detection based on lightweight network and enhanced multi-scale feature fusion [J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(3): 1289-1300.
- [24] 冯世凯, 陈千. 基于改进 YOLOv4 的轻量化玻璃绝缘子缺陷检测 [J]. 计算机仿真, 2024, 41(1): 116-122+153.  
Feng S K, Chen Q. Defect detection of lightweight glass insulator based on improved YOLOv4 [J]. Computer Simulation, 2024, 41(1): 116-122+153.
- [25] 薛阳, 蔡畅, 卢秋红, 等. 轻量化改进型 YOLOv8 的多类别绝缘子缺陷检测 [J]. 高技术通讯, 2025, 35(9): 933-942.  
Xue Y, Cai C, Lu Q H, et al. Multi-category insulator defect detection for lightweight improved YOLOv8 [J]. China High Technology Letters, 2025, 35(9): 933-942.
- [26] Cai X H, Lai Q X, Wang Y W, et al. Poly kernel inception network for remote sensing detection [C] // 2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Seattle, WA, USA, 2024: 27706-27716.
- [27] Hu X H, Dai N, Hu X D, et al. YOLOvT: CSPNet-based attention for a lightweight textile defect detection model [J]. Textile Research Journal, 2024, 94(9-10): 1021-1039.
- [28] Cui S W, Liu F Y, Wang Z F, et al. DAN-YOLO: A lightweight and accurate object detector using dilated aggregation network for autonomous driving [J]. Electronics, 2024, 13(17): 3410.

收稿日期: 2025-11-27

收到修改稿日期: 2026-01-26

作者简介:

耿天宇(1990—), 男, 硕士, 高级工程师, 研究方向为轨道交通车辆线缆预测、质量检测、电气调试, 15908964002@163.com;

\* 通信作者: 姜春(2002—), 男, 硕士研究生, 研究方向为深度学习, 2191613984@qq.com。