

改进YOLOv8的绝缘子缺陷检测研究

温浩然

北京工商大学计算机与人工智能学院, 北京

收稿日期: 2024年12月29日; 录用日期: 2025年1月22日; 发布日期: 2025年1月29日

摘要

为了维持电力传输的可靠性、安全性和可持续性, 绝缘子的缺陷检测成为电力巡检中一项重要的任务。为此, 本文提出了绝缘子缺陷检测改进模型P-YOLOv8。通过集成Slim-neck模块和CBAM (Convolutional Block Attention Module) 注意力机制模块, 显著提升了模型对小目标物体的特征提取能力, 从而更好地适应绝缘子缺陷数据集的特性。CBAM注意力机制模块的引入, 使得神经网络能够更加聚焦于绝缘子缺陷信息的捕捉; Slim-neck模块是一种用于目标检测的神经网络结构, Slim-neck模块中的模块首先使用轻量级卷积, GSConv它强化了关键特征, 使用深度可分离卷积降低了模型的计算成本。通过对YOLOv5和YOLOv8模型的对比分析, 我们决定采用经过改进的P-YOLOv8模型作为绝缘子缺陷预测的优选模型。P-YOLOv8在精确度、召回率和mAP-kp上分别达97.2%、98.4%、99.3%, 较YOLOv5显著提升。此外, P-YOLOv8在光照强度环境下表现优异, 精确度、召回率和mAP-kp分别为92.17%、90.2%、97.6%, 较YOLOv8有所提升, 这些数据充分证明了改进P-YOLOv8模型不仅在网络模型精度上保持了高水平, 同时对光线等复杂环境因素具有较强的鲁棒性。因此, 它能够有效地应对复杂环境下的绝缘子缺陷预测任务, 为绝缘子的安全监测提供了有力的技术保障。

关键词

绝缘子, 改进YOLOv8, 注意力机制, 目标检测

Research on Insulator Defect Detection of Improved YOLOv8

Haoran Wen

School of Computer and Artificial Intelligence, Beijing Technology and Business University, Beijing

Received: Dec. 29th, 2024; accepted: Jan. 22nd, 2025; published: Jan. 29th, 2025

Abstract

In order to maintain the reliability, safety, and sustainability of power transmission, defect detection

文章引用: 温浩然. 改进 YOLOv8 的绝缘子缺陷检测研究[J]. 建模与仿真, 2025, 14(1): 1334-1343.

DOI: 10.12677/mos.2025.141120

of insulators has become an important task in power inspection. Therefore, this article proposes an improved model P-YOLOv8 for insulator defect detection. By integrating the Slim-neck module and the Convolutional Block Attention Module (CBAM) attention mechanism module, the model's feature extraction ability for small target objects has been significantly improved, thus better adapting to the characteristics of insulator defect datasets. The introduction of the CBAM attention mechanism module enables neural networks to focus more on capturing insulator defect information; The Slim-neck module is a neural network structure used for object detection. The modules in the Slim-neck module first use lightweight convolution GSConv, which enhances the recognition of key features, and uses depth wise separable convolution to reduce the computational cost of the model. Through comparative analysis of YOLOv5 and YOLOv8 models, we have decided to adopt the improved P-YOLOv8 model as the preferred model for predicting insulator defects. P-YOLOv8 achieved accuracy, recall, and mAP kp of 97.2%, 98.4%, and 99.3%, respectively, significantly improving compared to YOLOv5. In addition, P-YOLOv8 performs excellently in light intensity environments, with accuracy, recall, and mAP kp of 92.17%, 90.2%, and 97.6%, respectively, which is an improvement compared to YOLOv8. These data fully demonstrate that the improved P-YOLOv8 model not only maintains a high level of network model accuracy, but also has strong robustness to complex environmental factors such as light lines. Therefore, it can effectively cope with the task of predicting insulator defects in complex environments, providing strong technical support for the safety monitoring of insulators.

Keywords

Insulator, Improved YOLOv8, Attention Mechanism, Object Detection

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着我国输电线路电压等级的不断攀升以及架设区域的日益扩大, 确保电网的安全稳定运行变得愈发关键。输电网的安全与正常运作构成了电网整体运行的基石, 其重要性不言而喻。绝缘子, 作为输电线路中的核心组件之一, 其故障占比超过半数, 对输电网络的持续稳定运行构成了严峻的挑战和巨大的安全隐患。因此, 及时监控输电线路中绝缘子的工作状态, 定期进行输电线路巡检, 排查故障绝缘子是十分必要的[1]。

在注重检测精度的研究中, 胡等人提出 FasterRCNN 和 U-Net 结合的方法, Faster RCNN 用于定位玻璃绝缘子串, U-Net 用于对不同大小的裁剪图像中的像素进行准确分类, 结果表明, 该模型识别绝缘子的平均精度(Average Precision, AP)为 92.1%, 识别绝缘子爆裂故障的平均精度(AP)为 91.9%。所提出的绝缘子自爆故障检测模型在绝缘子定位, 爆裂位置判定等应用方面的效果优于部分经典方法[2]。郭等人对无人机电检缺陷绝缘子时, 存在目标特征不明显, 小目标检测效果差, 无法同时满足检测速度和精度的问题, 提出一种改进 YOLOv5 绝缘子缺陷检测算法。首先, 针对目标特征不明显, 将 ConvNeXt 网络应用到 YOLOv5 主干网络中, 以加强网络特征提取能力; 然后, 针对图像中的小目标特征, 在主干网络中引入坐标注意力机制, 提高对小目标的检测精度, 实验结果表明: 改进后模型在绝缘子缺陷数据集 IDID 上平均精度均值达到 93.84% [3]。王等人介绍了一种新的玻璃绝缘子缺陷动态检测方法。采用旋转控制平台和倒坝型 LED 光源, 利用动态差分算法抑制复杂环带背景, 通过气泡缺陷的差分空洞效应, 解决了图像中气泡与黑色环带粘连无法分割的问题, 并运用基于支持向量机的分类器进行缺陷检测分类, 克服了

玻璃绝缘子形状的复杂性以及缺陷的多样性造成的难以自动化检测的困难。测试实验结果表明,该检测方法的检测精度为 2 mm 且检测速度为每分钟 10 个,能够有效地实现玻璃绝缘子缺陷的检测与识别,满足工业企业自动化生产的需要[4]。李等人针对巡检图像中绝缘子缺陷尺度不一造成检测效果不佳的问题,提出了一种基于多尺度上下文感知的绝缘子缺陷检测网络,称为上下文感知缺陷检测网络,该网络采用 ResNeSt101 架构提高了对图像的特征提取能力。设计了改进特征金字塔结构,构建不同分辨率的丰富语义特征图,以更好地检测不同尺度的目标。同时,在网络的检测单元中增加感受野自适应模块聚合多尺度上下文信息,生成更具辨别力的特征,改善网络对不同尺度目标的检测效果。在随机生成缺陷的样本集及公开数据集上的平均检测精度分别达到 91.7% 及 91.0%。结果表明:所提出的缺陷检测网络能够对不同尺度绝缘子的缺陷进行准确识别与定位[5]。在注重检测速度与轻量化的研究中,马等人针对 YOLOv4 主干网络庞大,参数量多,应用于绝缘子缺陷检测中无法满足实时性要求的问题,提出一种轻量化的 YOLOv4 检测模型。引入 GhostNet 作为特征提取网络,保证特征提取能力的同时大幅减少模型参数,加快模型推理速度。其次,使用 K-means++ 聚类算法确定出初始锚框尺寸,以适应绝缘子缺陷大小,提升缺陷定位精度。最后,在交叉熵损失函数的基础上引入 Quality Focal Loss 改进损失函数,进一步提升模型检测性能。实验结果表明,改进后的轻量化 YOLOv4 与原始 YOLOv4 相比,模型大小压缩至原来的 62.47%,每秒帧率提升了 68.83%,绝缘子缺陷检测的准确率提升了 1.07%,在显著提升检测速度的同时保证了算法检测精度[6]。贾等人为了精准识别,定位架空输电线路中航拍绝缘子串的自爆缺陷,提出一种轻量化检测方法 MDD-YOLOv3。首先将 YOLOv3 主干网络残差单元中的普通卷积替换为深度可分离卷积,设计主干网络 D-Darknet53,在网络检测精度微降的情况下,大幅提升网络的检测速度。仿真实验表明,MDD-YOLOv3 对绝缘子的检测精确度达到 96.1%,检测速度达到 36 帧/s,相比 YOLOv3,检测精确度和速度分别提升了 4.0% 和 28.6%。研究结果证明所提方法可以在复杂背景下快速且精准地识别和定位绝缘[7]。

为了在保证精度的前提下且能复杂环境下的绝缘子预测实时检测,本文提出了一种改进的绝缘子缺陷检测模型 P-YOLOv8,该模型通过深度可分离卷积对主干网络进行了计算量优化,在特征提取方面对模块进行了改进,采用本文所提供的绝缘子缺陷数据集对模型实施训练后,实验结果显示,本文所构建的模型展现出了卓越的缺陷检测精度,速度较快。可以为输电线路绝缘子缺陷的实时检测提供有效的参考。

2. 相关理论

2.1. YOLOv8 网络结构



Figure 1. YOLOv8 architecture
图 1. YOLOv8 架构

YOLOv8 是 YOLO 对象检测模型的最新版本。与 YOLOv5 的版本相比,它有很多改进,比如新的神经网络架构,利用了特征金字塔网络(FPN)和路径聚合网络(PAN),如图 1 所示,以及一个新的标签工具,简化了注释过程[8]。这个标记工具包含一些有用的功能,比如自动标记、标记快捷方式和可定制

热键。这些特性的组合使得为训练模型而对图像进行注释变得更加容易。FPN 的工作原理是逐渐降低输入图像的空间分辨率，同时增加特征通道的数量。这就产生了能够在不同的比例尺和分辨率下检测物体的特征地图。另一方面，PAN 架构通过跳过连接来聚合不同层次的网络特性。通过这样做，该网络可以更好地捕捉多个尺度和分辨率的特征，这对于准确地检测不同大小和形状的物体至关重要。

2.2. 方法

2.2.1. 改进 P-YOLOv8 绝缘子检测方法

YOLOv8 的原始设计是基于物体识别的关键点预测模型，其检测的关键点数量与绝缘子缺陷检测所需的不同，且目标对象的特征存在显著差异，因此，直接将 YOLOv8 的初始模型应用于绝缘子缺陷检测并不合适，需要进行针对性的改进。为了增强网络对绝缘子缺陷的检测能力，本文在 YOLOv8 模型的 Neck 部分创新性地融入了 Slim-neck 模块，该模块能够跨不同尺度进行特征提取，进而提升模型对小目标物体的检测精度和效率。鉴于绝缘子常出现密集相邻的情况，本文还在主干特征提取层中引入了 CBAM 注意力机制模块，该模块通过将通道和空间维度上的注意力特征图与输入特征图相乘，实现自适应的特征细化，有效降低了背景特征的训练权重。改进后的 P-YOLOv8 绝缘子缺陷识别网络结构如图 2 所示。

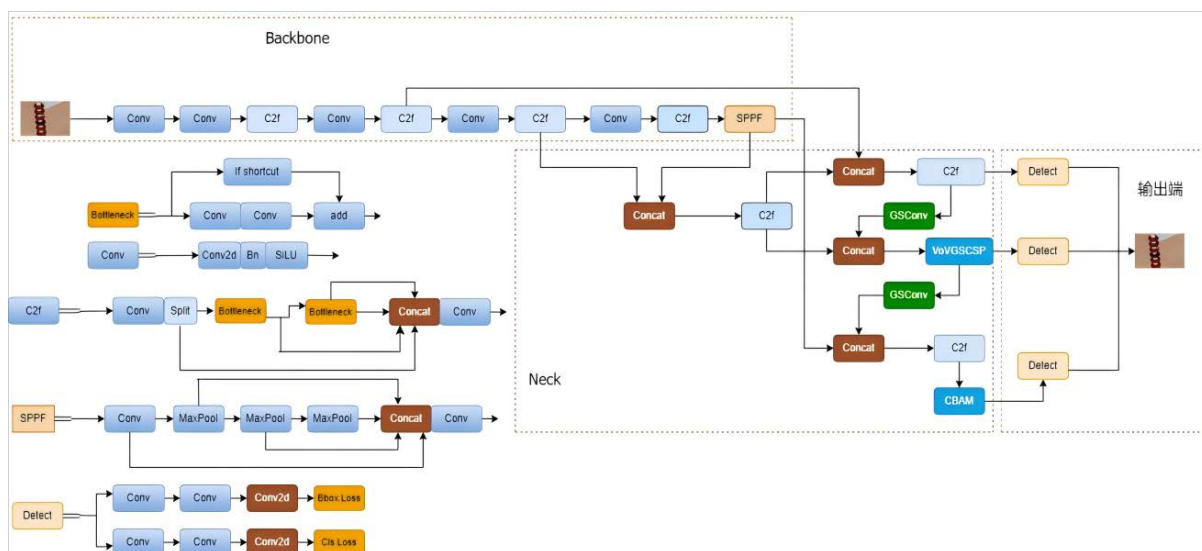


Figure 2. Improved P-YOLO v8 model

图 2. 改进 P-YOLO v8 模型

2.2.2. Slim-Neck 模块

Slim-neck 模块是一种用于目标检测的神经网络结构，Slim-neck 模块中的模块首先使用轻量级卷积 GSConv 来替代传统卷积 Conv，GSConv 模块通过使用分组卷积和深度可分离卷积降低了模型的计算成本 [9]，以实现轻量级的卷积提取同时以 GSConv 为基础引入 GSbottleneck 模块。在 YOLOv8 模型的 Neck 部分，我们将原有的 C2fGS 模块替换为了 VoV-GSCSP 模块，这一改动旨在简化网络结构并显著降低模型的计算量。VoV-GSCSP 模块通过其独特的设计，实现了网络结构的优化和计算效率的提升。该模块的具体结构如图所示，它融合了多种先进的网络设计理念，以确保在减少计算负担的同时，不牺牲模型的检测性能。这一改进使得 P-YOLOv8 模型在绝缘子缺陷检测任务中更加高效且准确。Slim-neck 模块通过结合 GSConv 模块和 VoV-GSCSP 模块，实现对绝缘子缺陷更高效和更具有代表性的特征提取和分类 [10]。如图 3 所示。

2.2.3. CBAM 注意力机制

注意力机制模块的引入，使得神经网络能够更加聚焦于绝缘子缺陷信息的捕捉，它强化了对关键特征的提取能力，同时有效地削弱了图像中其他非关键信息的干扰，从而提升了绝缘子缺陷检测的准确性和效率。CBAM 注意力机制有 2 个子模块：通道注意力模块和空间注意力模块，因此 CBAM 注意力机制能够融合通道维度和空间维度，加强了网络的特征表达能力，可以得到一维的通道注意力图和二维的空间注意力图[11]。CBAM 注意力机制模块如图 4 所示。

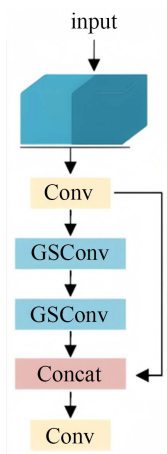


Figure 3. VoV-GSCSP module
图 3. VoV-GSCSP 模块

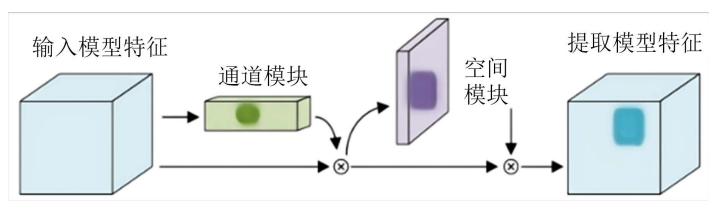


Figure 4. CBAM module
图 4. CBAM 模块

CBAM 模块数学表达式为

$$\begin{aligned} I' &= Mc \otimes I \\ I'' &= Ms \otimes I' \end{aligned} \tag{1}$$

其中 I ——输入特征图；
 I' ——通道注意力加权结果；
 I'' ——输出特征图；
 Mc ——通道注意力机制模块；
 Ms ——空间注意力机制模块。

3. 模型训练

3.1. 训练环境以及参数设置

本实验中采用 python 语言作为编程语言，使用 pytorch 深度学习框架构建检测模型，主要硬件配置如表 1 所示。

Table 1. Experimental environment
表 1. 实验环境

配置	参数
CPU	Intel Xeon E5-2620
内存/GB	16G
GPU	GeForce RTX 3080 Ti
显存/GB	11G
训练环境	CUDA11.1 CUDNN 11.1
操作系统	Windows 10.0
开发环境	Python 3.8.11 Pytorch 1.11

3.2. 评价指标

为了比较不同物体检测模型针对绝缘子缺陷的检测精度本文进行了对比实验，对比实验采用准确率(Precision P)、召回率(Recall R)、平均精度(mAP)对各个模型性能进行对比。准确率(Precision P)、召回率(Recall R)和平均精度(mAP)的计算公式如式(2)、式(3)、(4)、所示。

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

$$\text{mAP} = \frac{1}{Q} \sum_{q \in Q} AP(q) \quad (4)$$

3.3. 模型结果与分析

3.3.1. 不同模型试验结果对比

在绝缘子缺陷目标识别与预测的任务中，我们分别采用了 YOLOv5、YOLOv8 以及经过改进的 P-YOLOv8 模型进行了实验。如表 2 所示，通过细致对比这些结果，可以清晰地看出，改进的 P-YOLOv8 模型在整体性能上显著优于其他两个网络模型。具体而言，改进后的 P-YOLOv8 模型展现出了 97.2%的精确度(P)、98.4%的召回率(R)以及高达 99.3%的平均精确率均值(mAP-kp)。与 YOLOv8 相比，改进后的模型在 mAP-kp 上提升了 6.3 个百分点，精确度提高了 4.3 个百分点，而召回率更是大幅提升了 13.3 个百分点。这一系列实验数据有力地证明，在 YOLOv8 模型的基础上增加 Slim-Neck 模块与 CBAM 注意力机制，对于提升绝缘子缺陷的识别与定位精度具有显著效果，从而验证了本文所提出的改进方法的有效性。

Table 2. Insulator defect detection results of different models
表 2. 不同模型的绝缘子缺陷检测结果

模型	P/%	R/%	mAp-kp/%
YOLOv5	94.5%	93.2%	96.6%
YOLOv8	92.9%	85.7%	93.0%
P-YOLOv8	97.2%	98.4%	99.3%

YOLOv5、YOLOv8 与改进后的 P-YOLOv8 在绝缘子缺陷识别预测任务中的结果对比如图 5 所示。通过观察图 5(a)，我们可以得出以下结论，在 YOLOv5 绝缘子缺陷预测情况；由图 5(b)可知，在 YOLOv8

绝缘子缺陷预测情况；由图 5(c)可知，改进 P-YOLOv8 绝缘子缺陷预测情况。

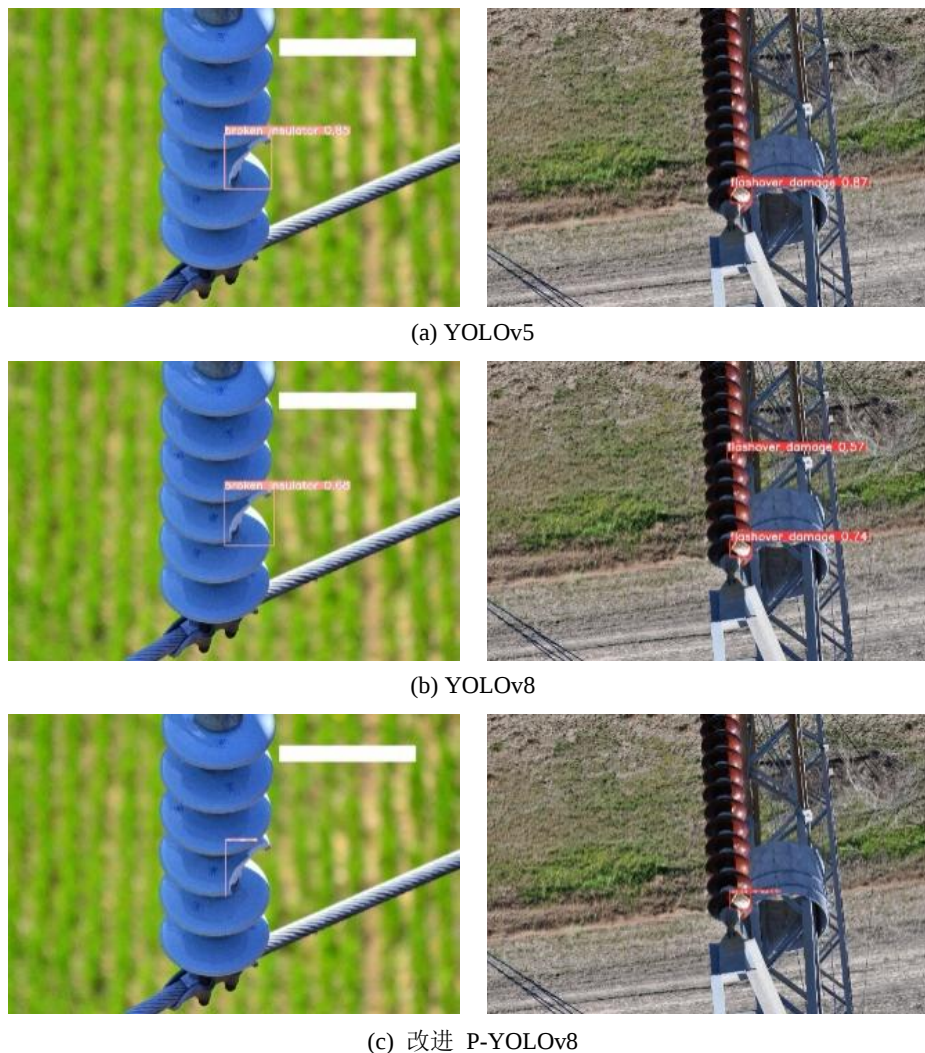


Figure 5. Comparison of recognition and prediction graphs for different network models

图 5. 不同网络模型识别与预测图对比

3.3.2. 不同光照强度下绝缘子缺陷识别检测对比

在不同光照强度条件下，绝缘子缺陷的检测效果会有所差异。为了全面评估模型的性能，本文选取了光线较强和光线较暗的图像对 YOLOv8 及改进后的 P-YOLOv8 模型进行了验证。如图 6 所示，通过观察图 6(a)和图 6(b)，我们可以明确看出，在光线较强的条件下，无论是 YOLOv8 还是改进后的 P-YOLOv8 模型，都能够精确地识别出绝缘子上的缺陷。

由图 6(c)和图 6(d)的对比可以明显看出，在光照强度线较弱的环境下，YOLOv8 模型对绝缘子缺陷的检测效果不尽如人意。这主要是因为，在光线偏暗的条件下，绝缘子缺陷的颜色往往偏黑，这种颜色变化容易干扰网络模型对缺陷的准确识别。相比之下，改进后的 P-YOLOv8 模型在光照强度较暗的情境下仍能保持较好的检测性能，能够成功识别出绝缘子的缺陷。更令人欣喜的是，改进后的 P-YOLOv8 模型在预测的准确性上也展现出了明显的优势。这一结果表明，我们的改进方法有效增强了模型在光照强度较暗条件下的鲁棒性和检测精度。

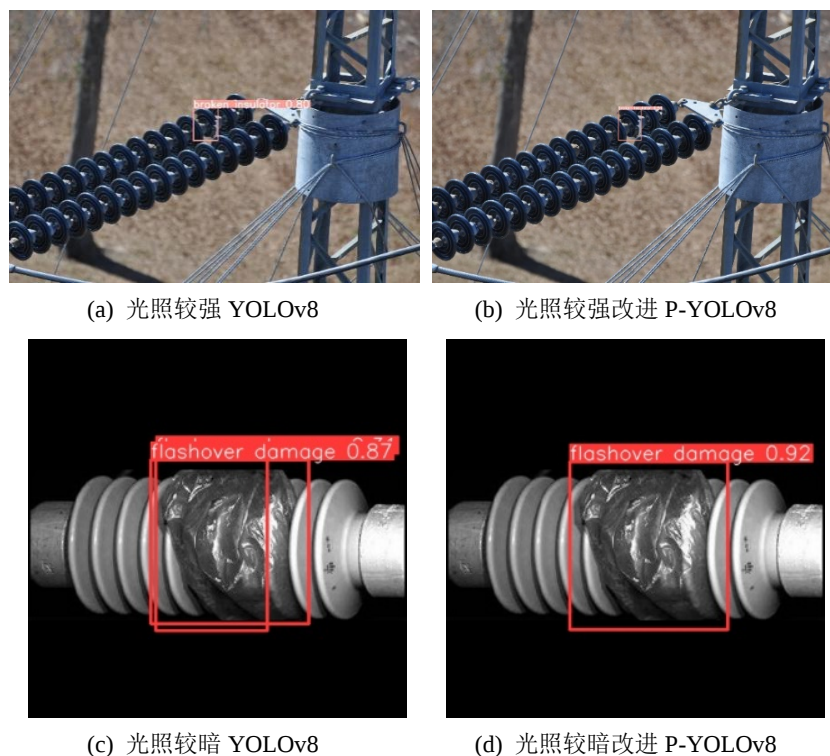


Figure 6. Comparison of predictions for identifying insulator defects under different light conditions

图 6. 不同光照强度下识别绝缘子缺陷预测对比

表 3 详细列出了两种模型——改进后的 P-YOLOv8 与 YOLOv8，在不同光照条件下对绝缘子缺陷检测的具体结果。通过对比，我们可以发现改进后的 P-YOLOv8 在精确度(P)上比 YOLOv8-Pose 提高了 1.4 个百分点，在召回率(R)上提升了 5.8 个百分点，同时在平均精确率均值(mAP-kp)上也实现了 3.7 个百分点的增长。这些数据清晰地表明，改进后的 P-YOLOv8 模型在不同光强强度下均能出色地完成绝缘子缺陷的目标识别与关键点预测任务，并且其整体准确率要高于 YOLOv8 模型。这一成果进一步验证了改进的改进 P-YOLOv8 方法的有效性和模型不同光照强度条件下的鲁棒性。

Table 3. Identification results of insulator defects under different light conditions

表 3. 不同光照强度下的绝缘子缺陷识别结果

模型	P/%	R/%	mAP-kp/%
YOLO v8	90.7%	84.4%	93.9%
改进 P-YOLO v8	92.1%	90.2%	97.6%

3.3.3. 改进 P-YOLOv8 的消融试验

为了深入探究 CBAM 注意力机制和 Slim-neck 模块对 YOLOv8-Pose 模型识别精准度的具体影响，我们设计并实施了一系列消融试验，其结果汇总于表 4。以 YOLOv8 作为基准模型，我们首先单独引入了 CBAM 注意力机制。这一改动使得模型的平均精确率均值(mAP-kp)提升了 0.7 个百分点，精确度(P)提高了 0.3 个百分点，召回率(R)则增加了 1.4 个百分点。随后，我们单独添加了 Slim-neck 模块，此时模型的 mAP-kp 提升了 2.6 个百分点，P 提高了 1.0 个百分点，而 R 更是显著增长了 5.7 个百分点。

最为关键的是，当我们将 CBAM 注意力机制与 Slim-neck 模块同时整合到 YOLO v8-Pose 模型中时，

模型的性能得到了大幅提升：mAP-kp 提高了 6.3 个百分点，P 提升了 4.3 个百分点，R 则实现了 12.7 个百分点的显著增长。这一系列数据不仅有力地证明了 CBAM 注意力机制和 Slim-neck 模块各自对模型性能提升的积极作用，还进一步验证了将两者结合应用于 YOLOv8-Pose 模型中的算法改进策略是极为有效的。这一发现为我们的研究提供了坚实的实验依据，并指明了未来模型优化的方向。

Table 4. Ablation test results
表 4. 消融试验结果

模型	P/%	R/%	mAP-kp/%
YOLOv8	92.9%	85.7%	93.0%
+CBAM	93.2%	87.1%	93.7%
+Slim-neck	93.9%	91.4%	95.6%
+Slim-neck+CBAM	97.2%	98.4%	99.3%

4. 结论

- (1) 借鉴目标检测方法，使用改进 P-YOLOv8 算法完成绝缘子缺陷预测，实现对绝缘子缺陷检测[12]。
- (2) 通过在 YOLOv8 网络架构中融入 CBAM 注意力机制和 Slim-neck 模块，我们创新性地提出了一种改进版的 P-YOLOv8 模型，专门用于绝缘子缺陷的预测。这一改进显著增强了 P-YOLOv8 模型对绝缘子缺陷特征的高效提取能力。能够有效地识别绝缘子缺陷的关键点[13]。经过一系列试验对比，我们发现 YOLOv5、YOLOv8 与改进后的 P-YOLOv8 在性能上存在显著差异。具体而言，改进后的 P-YOLOv8 在精确度(P)、召回率(R)以及平均精确率均值(mAP-kp)上分别达到了 97.2%、98.4%和 99.3%，这一表现明显优于其他两个网络模型。
- (3) 我们深入探究了不同光线条件对模型性能的具体影响。对比改进前后的模型在光线环境下对绝缘子缺陷预测情况，在光线(白天，黑夜)影响情况下的 P、R、mAP-kp 分别为 92.1%、90.2%、97.6%，改进 P-YOLOv8 的鲁棒性更好，对绝缘子缺陷漏检更少、对绝缘子缺陷关键点的检测更准确[14]，能够为电网的日常巡检提供有效，实时的检测。

参考文献

[1] 张彦生, 王成龙, 刘远红. 基于深度学习的绝缘子故障检测研究[J]. 电子测量技术, 2023, 46(8): 105-111.

[2] 胡祥, 李英娜. 基于 Faster R-CNN 和 U-net 改进的混合模型绝缘子障检测[J]. 电视技术, 2021, 45(5): 125-130.

[3] 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研究[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(24): 222-229.

[4] 王小雷, 吴洪潭, 赵坚. 玻璃绝缘子动态差分缺陷检测方法研究[J]. 中国计量学院学报, 2014, 25(1): 34-39.

[5] 李斌, 曾筠婷, 朱新山, 等. 基于多尺度上下文感知的绝缘子缺陷检测网络[J]. 高电压技术, 2022, 48(8): 2905-2914.

[6] 马进, 白雨生. 应用于绝缘子缺陷检测的轻量化 YOLOv4 研究[J]. 电子测量技术, 2022, 45(14): 123-130.

[7] 贾晓芬, 于业齐, 郭永存, 等. 航拍绝缘子自爆缺陷的轻量化检测方法[J]. 高电压技术, 2023, 49(1): 294-300.

[8] 李轩慧, 郑钰辉. 一种基于 YOLOv8 网络的目标检测方法 & 系统[P]. 中国专利, 202310935499. 2023-11-10.

[9] 孙福临, 李振轩, 梁允泉, 等. 基于改进 YOLOv5 算法和边缘设备的电动车违规载人检测[J]. 现代计算机, 2023, 29(8): 1-11.

[10] 潘桂霞, 赖惠成, 王同官, 等. 一种 Yolov5 颈部细化的小交通标志检测算法[J]. 现代电子技术, 2023, 46(14): 56-62.

[11] 付国栋, 黄进, 杨涛, 郑思宇. 改进 CBAM 的轻量级注意力模型[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(20): 150-156.

-
- [12] Network Daily News (2023) Studies from Qingdao University of Technology Yield New Information about Electronic Imaging (Insulator Defect Detection Based on Improved You-Only-Look-Once V4 in Complex Scenarios.
 - [13] Das, L., Saadat, M.H., Gjorgiev, B., *et al.* (2022) Object Detection-Based Inspection of Power Line Insulators: Incipient Fault Detection in the Low Data-Regime. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2212.11017>
 - [14] Li, Y., Ni, M. and Lu, Y. (2022) Insulator Defect Detection for Power Grid Based on Light Correction Enhancement and Yolov5 Model. *Energy Reports*, **8**, 807-814. <https://doi.org/10.1016/j.egy.2022.08.027>