

基于改进 YOLOv8 的绝缘子闪络痕迹检测方法研究

刘仕兵, 王 简

(华东交通大学电气与自动化工程学院, 江西 南昌 330013)

摘要: 针对无人机巡检图像中绝缘子闪络痕迹尺度小、边界模糊、弱特征明显且易受复杂背景干扰的问题, 提出一种基于改进 YOLOv8 的绝缘子闪络痕迹检测方法。该方法在 Backbone 中嵌入 CBAM 注意力机制并引入感受野增强结构, 以增强关键痕迹区域特征表达; 在 Neck 中构建保留 P2 高分辨率分支的加权双向特征融合结构, 以强化浅层细节与深层语义信息融合; 在 Head 中新增 P2 小目标检测头, 并在 P2/P3 分支前加入细节增强块, 以提升微小痕迹目标定位与识别能力; 同时结合难样本闭环优化策略提升模型稳定性。实验结果表明, 改进模型能够较为有效地实现绝缘子闪络痕迹自动检测, 具有一定工程应用潜力。

关键词: 绝缘子闪络痕迹; 无人机巡检; YOLOv8; 目标检测; 注意力机制; 小目标检测

中图分类号: U225

文献标志码: A

Insulator Flashover Trace Detection Based on an Improved YOLOv8 Method

Liu Shibing, Wang Jian

(School of Electrical and Automation Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

Abstract: To address the problems of small scale, blurred boundaries, weak features and complex background interference in insulator flashover trace detection from UAV inspection images, an improved YOLOv8-based method is proposed. CBAM and a receptive field enhancement structure are introduced into the Backbone to strengthen feature representation of key trace regions. A weighted bidirectional feature fusion structure with a preserved P2 branch is constructed in the Neck to enhance the fusion of shallow details and deep semantic features. A P2 small-object detection head and detail enhancement blocks before the P2/P3 branches are added in the Head to improve localization and recognition of tiny flashover traces. A hard-sample closed-loop optimization strategy is further used to improve model stability. Experimental results show that the proposed method can effectively detect insulator flashover traces and has potential for engineering application.

Key words: insulator flashover trace; UAV inspection; YOLOv8; object detection; attention mechanism; small object detection

绝缘子是电力输电及接触网供电系统中的关键绝缘部件, 其运行状态直接关系到供电系统的安全性与稳定性。受污秽沉积、潮湿环境、电场畸变及长期运行老化等因素影响, 绝缘子表面可能发生闪络故障。闪络发生后, 通常会在绝缘子表面或连接部位形成烧蚀、发黑及残留放电痕迹等可见表观异常区域。该类痕迹能够在一定程度上反映设备曾发生异常放电行为, 因此对其进行自动识别具有较强的工程应用价值。公开案例表明, 绝缘子闪络不仅可能引发线路跳闸, 而且在高电压等级场景下还可能带来较大的系统运行风险。例如, 某 500 kV 紧凑型线路曾于同一夜间先后发生多次由鸟粪污染复合绝缘子凝露桥接引起的闪络跳闸故障^[1]; 另有 500 kV 线路因门形架构 L3 相绝缘子发生闪络而跳闸, 事故后负荷被迫转由 220 kV 通道下送, 相关断面稳控限值为 140 MW, 而故障前线路负荷已达 190.229 MW, 存在明显越限和大面积停电限负荷风险^[2]。此外, 相关试验研究表明, 在 110 kV 复合绝缘子场景下, 当鸟粪距绝缘子中心约 25 cm 时, 闪络概率可达 50%^[3]。这些案例和实验结果说明, 绝缘子闪络相关异常若不能及时识别, 可能进一步威胁线路安全运行和系统稳定性。传统巡检方式主要依赖人工目视判断, 不仅检测效率较低, 而且在夜间、远距离及复杂背景条件下易受主观经验及环境因素影响, 存在漏判和误判等问题。随着无人机巡检技术的发展, 利用巡检图像实现绝缘子异常状态的智能识别, 已成为电力设备状态检测的重要研究方向^[4-7]。需要说

明的是,本文检测对象并非闪络放电过程本身,而是绝缘子发生闪络后在表面或连接部位形成的可见痕迹区域。

近年来,深度学习目标检测方法在绝缘子识别、缺陷检测及异常区域定位等任务中取得了较好效果。以 YOLO 系列为代表的单阶段检测算法因其检测速度快、部署灵活、适用于工程场景等优点,被广泛应用于电力巡检相关研究中^[14]。已有研究主要从注意力机制、多尺度特征融合、轻量化设计、小目标检测头及边界框回归损失优化等方面对检测模型进行改进^[8-12]。此外,针对小目标特征不显著及定位精度不足的问题,部分研究采用新增检测层、优化损失函数等方式提高模型对细粒度异常区域的检测能力^[15-16]。从公开结果来看,在绝缘子自爆或一般缺陷检测任务中,改进模型往往能够取得较高性能:基于 YOLOv4 的自爆检测方法相对原模型平均精度提升了 4.78%^[4];改进 CenterNet 模型的 mAP 较原始 CenterNet 提高了 12.2%^[7];而在形态学处理与深度学习结合的玻璃绝缘子缺陷检测任务中,相关方法的准确率可达到 0.98^[6]。然而,上述任务中的检测对象多为绝缘子本体、自爆缺陷或规则性相对更强的表面缺陷,其轮廓更清晰、显著性更高,不能直接代表绝缘子闪络后痕迹检测的任务难度。

总体来看,现有研究主要集中于绝缘子本体检测、污秽识别或一般表面缺陷检测,而针对绝缘子闪络后痕迹区域的目标检测研究相对较少。与上述任务相比,闪络痕迹通常具有尺度较小、形态不规则、边界模糊、颜色与绝缘子本体接近等特点,在无人机巡检图像中还易受到拍摄角度变化、光照波动、连接金具遮挡及复杂背景干扰,从而导致漏检和误检风险增加。相关综述研究也指出,绝缘子缺陷检测长期面临小目标、复杂背景和样本数量有限等问题,而这些挑战在闪络痕迹检测任务中更为突出^[13]。在小样本条件下,新增难样本的持续补充还可能引发模型增量训练过程中的灾难性遗忘问题,使模型对原有样本的检测性能下降。因此,针对闪络后痕迹目标“小尺度、弱特征、易混淆、难持续优化”等特点开展专门检测研究具有必要性。

针对上述问题,本文以 YOLOv8 为基础,从网络结构改进与训练策略优化两个方面开展针对性研究,提出一种面向绝缘子闪络痕迹检测任务的改进方法。具体而言,在 Backbone 中嵌入 CBAM 注意力机制并引入感受野增强结构,以提高关键痕迹区域的特征表达能力;在 Neck 中构建保留 P2 高分辨率分支的加权双向特征融合结构,以强化浅层细节信息与深层语义信息的协同表达;在 Head 中新增 P2 小目标检测头并在 P2/P3 分支加入细节增强块,以提升模型对细小痕迹区域的定位与识别能力;同时结合漏检样本回灌、误检背景补充及增量训练,构建难样本闭环优化策略,以提高模型在复杂巡检场景下的检测精度与稳定性,具体内容如下。

1 基于改进 YOLOv8 的绝缘子闪络痕迹检测方法

1.1 整体框架

针对无人机巡检图像中绝缘子闪络痕迹区域尺度小、边界模糊、形态不规则以及复杂背景干扰强等问题,本文提出一种基于改进 YOLOv8 的绝缘子闪络痕迹检测方法。该方法以 YOLOv8 为基础检测框架,从网络结构改进与训练策略优化两个方面提升模型对小尺度、弱显著闪络痕迹目标的检测能力。为说明本文方法的系统组成与算法执行流程,给出改进 YOLOv8 绝缘子闪络痕迹检测系统模型与算法流程图,如图 1 所示。

由图 1 可知,本文方法首先以无人机巡检图像作为输入,经尺寸统一、标注检查和数据划分等预处理后,输入改进 YOLOv8 系统模型完成闪络痕迹检测。模型在 Backbone 中引入 CBAM 注意力机制与感受野

增强结构，在 Neck 中构建保留 P2 分支的加权双向特征融合结构，在 Head 中新增 P2 小目标检测头并结合 DEB 细节增强结构，以提升对微小闪络痕迹目标的定位与识别能力。检测结果包括闪络痕迹位置、边界框和置信度，并通过 Precision、Recall 和 mAP 等指标进行评价。针对检测过程中出现的漏检、误检及高歧义样本，进一步开展样本复核、修正补充、增量训练和模型再验证，形成难样本闭环优化流程。

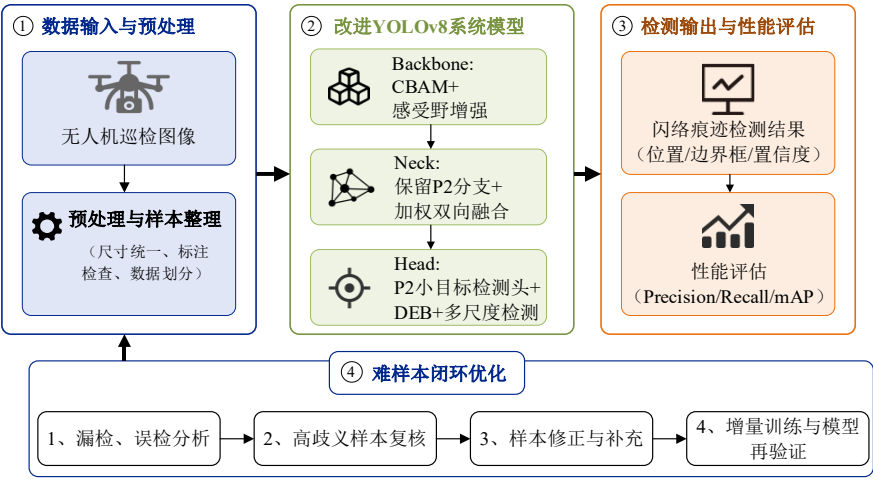


图 1 改进 YOLOv8 绝缘子闪络痕迹检测系统模型与算法流程图

Fig.1 System model and algorithm flow of the improved YOLOv8 method for insulator flashover trace detection

1.2 改进 YOLOv8 网络结构

YOLOv8 是 Ultralytics 提出的一种单阶段目标检测算法，具有检测速度快、部署灵活和工程适配性较强等优点，已在多类视觉检测任务中得到广泛应用^[14]，针对绝缘子闪络痕迹目标尺度小、边界模糊、纹理弱且易受复杂背景干扰的问题，本文选取 YOLOv8 作为基线模型，并围绕特征提取、特征融合和检测输出 3 个层面对原始网络进行针对性改进。与原始 YOLOv8 相比，本文的改进主要体现在 3 个方面：在 Backbone 中于浅层和中层特征提取阶段嵌入 CBAM 注意力机制，并在深层引入感受野增强结构；在 Neck 中保留 P2 高分辨率分支并构建加权双向特征融合路径；在 Head 中新增 P2 小目标检测头，并在 P2/P3 检测分支前加入细节增强块，以提高对微小闪络痕迹目标的定位与识别能力。改进后的网络结构如图 2 所示。

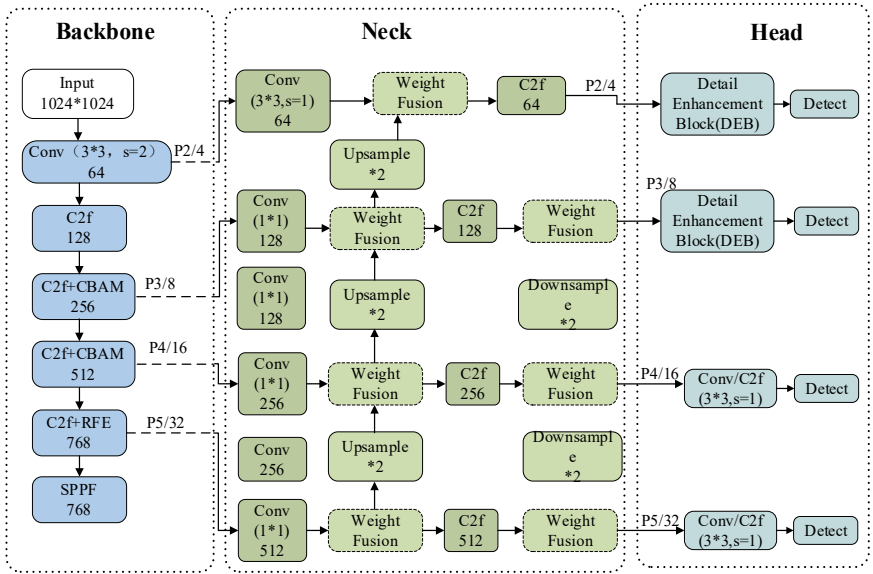


图 2 改进 YOLOv8 网络结构细节图

Fig.2 Detailed structure of the improved YOLOv8 network

在 **Backbone** 部分，输入图像首先经过卷积层和 C2f 模块完成多层次特征提取，并形成不同尺度的特征图输出。考虑到绝缘子闪络痕迹更多表现为局部边缘变暗、烧蚀纹理细弱及小范围灰度异常，相关判别信息主要集中于高分辨率特征层，本文在浅层和中间特征提取阶段嵌入 **CBAM** 注意力机制，使网络能够在通道维度和空间维度上对特征进行自适应加权，从而增强关键痕迹区域响应并削弱背景干扰。在深层特征提取阶段引入感受野增强结构（**Receptive Field Enhancement, RFE**），利用更大的感受野增强模型对不规则形态闪络痕迹区域的整体建模能力，使局部细节信息与全局上下文信息得到有效结合。

在 **Neck** 部分，针对原始 YOLOv8 特征融合过程中对高分辨率浅层特征利用不足的问题，本文构建保留 P2 高分辨率分支的加权双向特征融合结构。该结构在传统自顶向下特征传递路径的基础上，引入自底向上的双向聚合机制，使浅层细节信息和深层语义信息能够在不同尺度之间进行充分交互。为避免不同尺度特征在融合过程中贡献不均，本文在融合节点引入加权融合策略。设某一融合节点接收 n 个输入特征 F_i ，对应可学习权重为 w_i ，则归一化权重可表示为

$$\hat{w}_i = \frac{\text{ReLU}(w_i)}{\sum_{j=1}^n \text{ReLU}(w_j) + \varepsilon} \quad (1)$$

融合输出特征表示为

$$F_{out} = \sum_{i=1}^n \hat{w}_i \cdot \text{Resize}(F_i) \quad (2)$$

其中， $\text{ReLU}(\cdot)$ 为线性整流函数， ε 为防止分母为零的极小常数， $\text{Resize}(\cdot)$ 表示对不同尺度特征进行尺寸对齐。通过该方式，网络能够根据不同层特征的重要程度自适应分配融合权重，从而提高多尺度特征表达的有效性。保留 P2 分支的目的在于保留 **stride** 为 4 的高分辨率特征，使模型在特征融合阶段继续传递浅层局部边缘和纹理信息，为小目标检测提供细节支撑^[10-12]。

在 **Head** 部分，考虑到绝缘子闪络痕迹属于典型的小尺度异常区域，本文在原有尺度检测头基础上新增 P2 高分辨率小目标检测头，使模型能够直接利用高分辨率特征图对微小目标进行预测。同时，在 P2 和 P3 检测分支前引入细节增强块（**Detail Enhancement Block, DEB**），对输入检测头的特征进行细节重整与局部特征提炼，再送入对应检测头，以突出痕迹边缘、局部纹理及微弱异常区域信息。其余 P4 和 P5 检测头仍分别面向中尺度和大尺度目标，构成完整的多尺度检测输出结构^[17-20]。

1.3 CBAM 注意力机制改进

在无人机巡检图像中，绝缘子闪络痕迹通常尺度较小，且常与绝缘子本体、连接金具、螺栓构件及背景纹理在颜色和形态上存在相似性，复杂背景下容易引发误检和漏检。传统卷积运算对局部区域进行统一特征提取，难以显式突出关键痕迹区域的重要性。为增强模型对闪络痕迹区域的关注能力，本文在改进 YOLOv8 网络中引入卷积块注意力模块（**Convolutional Block Attention Module, CBAM**）。

CBAM 由通道注意力模块和空间注意力模块构成。其中，通道注意力用于衡量不同通道特征的重要程度，空间注意力用于突出特征图中的关键区域。通过二者串联作用，网络能够在通道维度和空间维度上对特征进行自适应加权，从而增强痕迹区域响应并削弱无关背景信息干扰。

本文将 **CBAM** 设置在浅层和中间特征提取阶段，主要基于闪络痕迹的特征分布特点。一方面，绝缘子闪络痕迹的判别信息多表现为局部边缘变暗、弱纹理和小范围灰度异常，这类信息主要集中于高分辨率浅

层特征；另一方面，中层特征在保留局部细节的同时开始形成较稳定的局部语义表达，有助于区分痕迹区域与连接金具、背景污渍等易混淆区域。因此，在浅层和中层引入 CBAM 更有利于突出关键异常区域并抑制背景干扰。相比之下，深层特征图分辨率较低，更适合结合感受野增强结构进行上下文建模，因此本文未在深层继续叠加注意力模块。

具体而言，给定输入特征图 F ，CBAM 首先通过全局平均池化和全局最大池化提取通道描述信息，经共享多层感知机生成通道注意力权重，并与输入特征相乘得到通道增强特征 F_c 。随后，对 F_c 在通道维度上进行平均池化和最大池化，拼接后经卷积生成空间注意力图，再与 F_c 相乘得到最终输出特征 F_s 。其过程可表示为：

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

$$F_s = M_s(F_c) \otimes F_c \quad (4)$$

式中： $M_c(\cdot)$ 表示通道注意力映射； $M_s(\cdot)$ 表示空间注意力映射； $\otimes$ 表示逐元素相乘。通过在浅层和中层嵌入 CBAM，模型能够增强对局部异常痕迹的显著响应，并提升复杂场景下的特征表达能力。

1.4 小目标检测头与细节增强改进

绝缘子闪络痕迹通常分布在绝缘子串表面或连接部位附近，目标区域面积较小，局部特征较弱，在无人机巡检图像中易受到拍摄距离、拍摄角度及图像分辨率的影响。原始 YOLOv8 虽然具备多尺度检测能力，但其检测输出主要依赖较低分辨率特征层，浅层高分辨率特征未得到充分利用，导致部分远景、小尺度或弱显著闪络痕迹样本容易出现漏检。微小闪络痕迹往往仅表现为局部边缘变暗、烧蚀痕迹细弱或纹理轻微异常，若直接将融合后的特征输入检测头，仍可能因细节表达不足而影响检测效果。

针对上述问题，本文在原始 YOLOv8 检测框架中新增 P2 高分辨率小目标检测头，并在 P2、P3 检测分支前加入细节增强块 (Detail Enhancement Block, DEB)。其中，新增 P2 检测头用于直接利用步长 (stride) 为 4 的高分辨率特征图对微小闪络痕迹目标进行预测，从而增强模型对小尺度目标的感知能力。与原始三尺度检测输出相比，改进后的检测头形成面向 P2/4、P3/8、P4/16 和 P5/32 的四尺度检测结构，其中 P2 和 P3 主要负责微小及中小尺度闪络痕迹区域检测，P4 和 P5 仍分别面向中尺度和大尺度目标。

为进一步增强高分辨率检测分支对局部细节信息的提取能力，本文在 P2 和 P3 检测分支前设置 DEB。该模块接收 Neck 融合后的高分辨率特征作为输入，在进入检测头前对边缘、纹理及局部异常响应信息进行再提炼，使检测分支更加关注闪络痕迹区域的边缘轮廓、局部纹理变化及微弱灰度异常。考虑到工程部署需求，DEB 采用轻量化设计，在不过度增加参数量和计算量的前提下，提高检测头对弱特征目标的判别能力。通过“高分辨率检测头 + 检测前细节增强”的组合设计，模型能够在保持多尺度检测框架完整性的同时，进一步改善对远景、弱显著及局部边界模糊闪络痕迹目标的检测效果。

1.5 难样本闭环优化策略

除网络结构因素外，数据样本分布和训练策略同样会影响闪络痕迹检测效果。针对复杂场景下漏检、误检及高歧义样本较多的问题，本文构建难样本闭环优化策略，以提升模型的持续优化能力和复杂场景适应性。该策略首先利用初始模型对验证集和新增巡检图像进行检测，筛选典型漏检样本、误检样本及高歧义样本；随后对真实闪络痕迹区域进行复核和标注修正，并补充误检背景图像及少量空标负样本，以增强模型对复杂背景的区分能力；最后基于更新后的样本库开展增量训练和模型再验证，形成“检测—分析—修

正—再训练—再验证”的闭环优化流程。

为减弱增量训练中可能出现的灾难性遗忘问题，本文采用冻结部分骨干网络并结合低学习率微调的方法，同时保留部分旧样本参与联合训练，以维持模型对原始样本分布的稳定记忆。该策略与网络结构改进形成互补，从数据分布和训练过程角度提升模型鲁棒性。

1.6 改进算法步骤

为使所提方法的整体流程更加清晰，本文将改进 YOLOv8 绝缘子闪络痕迹检测算法概括为如下步骤：

- 1) 输入无人机巡检图像，完成尺寸统一、标注检查、数据划分及必要的图像预处理；
- 2) 利用改进 Backbone 提取多层次特征，在浅层和中层嵌入 CBAM 注意力机制，在深层引入感受野增强结构，以增强关键痕迹区域的特征表达能力；
- 3) 通过保留 P2 分支的加权双向 Neck 进行多尺度特征融合，并在 Head 中结合 P2 小目标检测头和 P2/P3 分支前的细节增强块，输出闪络痕迹候选框及对应置信度；
- 4) 根据检测结果筛选漏检样本、误检样本和高歧义样本，并进行人工复核、标注修正及背景样本补充；
- 5) 基于更新后的样本库开展增量训练和模型再验证，将新一轮检测结果继续反馈至样本更新环节，形成难样本闭环优化流程。

为验证所提改进方法的有效性，进一步设计数据集实验、基线对比和消融实验，实验设置及结果分析如下。

2 实验结果与分析

2.1 数据集与实验环境

本文以无人机巡检图像中的绝缘子闪络后痕迹为研究对象，构建单类别目标检测数据集。检测对象为绝缘子表面或连接部位形成的烧蚀、发黑及残留放电痕迹等可见异常区域，并统一定义为单一检测类别。为增强模型对复杂背景的区分能力，数据集中除正样本外还保留了少量空标负样本。训练前对图像与标注文件进行了统一整理，完成了样本匹配检查、异常数据清理及缓存修正，以保证数据集格式规范和训练过程稳定。

数据集共包含图像 1220 张，其中训练集、验证集和测试集分别为 873 张、232 张和 115 张，划分比例为 7:2:1。检测类别数设定为 1，类别名称统一记为 flashover_trace。

实验环境方面，模型训练与验证均在 Windows 平台下完成，基于 Anaconda 构建独立虚拟环境，主要软件配置为 Python 3.8.0、PyTorch 1.12.1+cu113 和 Ultralytics 8.3.247；硬件平台采用 NVIDIA GeForce RTX 4090 显卡进行加速训练，训练过程中输入图像尺寸设为 1024×1024，训练轮数为 80，batch size 为 12。所有模型均在相同数据划分和实验环境下进行训练与验证，以保证对比实验的公平性。

2.2 评价指标

为全面评估改进 YOLOv8 模型在绝缘子闪络痕迹检测任务中的性能，本文采用精确率 (Precision, P)、召回率 (Recall, R)、平均精度均值 (mean Average Precision, mAP) 以及交并比 (Intersection over Union, IoU) 等指标进行评价。其中，精确率用于衡量模型预测为闪络痕迹目标的结果中正确预测的比例，召回率用于衡量真实闪络痕迹目标被正确检出的比例。二者定义如下：

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

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

其中 TP 表示真正例数量,即真实为闪络痕迹且被模型正确检测出的目标数; FP 表示假正例数量,即被模型误判为闪络痕迹的背景区域或非目标区域数; FN 表示假负例数量,即真实存在闪络痕迹但未被模型检测出的目标数。

mAP 用于综合评价模型在不同检测阈值下的整体性能。本文采用 $mAP@0.5$ 和 $mAP@0.5:0.95$ 作为主要评价指标,其中 $mAP@0.5$ 表示 IoU 阈值为 0.5 时的平均精度, $mAP@0.5:0.95$ 表示 IoU 阈值从 0.5 到 0.95、步长为 0.05 时的平均精度均值。相较于 $mAP@0.5$, $mAP@0.5:0.95$ 对边界框定位精度要求更高,能够更全面反映模型的检测性能。

IoU 表示预测框与真实框的重合程度,其定义为:

$$IoU = \frac{B_p \cap B_g}{B_p \cup B_g} \quad (7)$$

式中: B_p 表示预测边界框; B_g 表示真实边界框。IoU 值越大,说明预测框与真实框的重合程度越高,目标定位越准确。

此外,本文结合 F1-Confidence 曲线和混淆矩阵,辅助分析模型在精确率、召回率及正负样本区分方面的综合表现。

2.3 训练过程及收敛性分析

模型训练过程中收敛性与主要检测性能变化如图 3 所示:

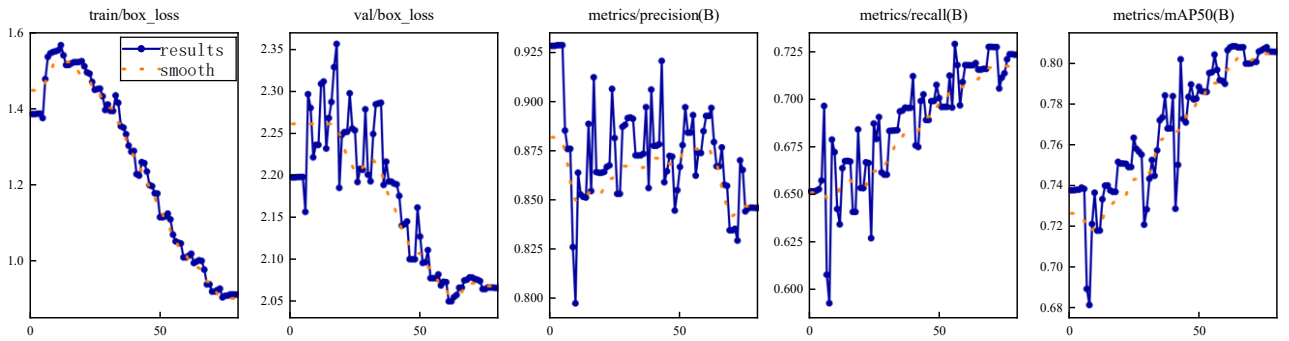


图 3 训练收敛性与检测性能变化曲线

Fig.3 Training convergence and detection performance curves

由图 3 可知,训练框损失和验证框损失整体下降并逐渐趋于稳定,说明模型训练过程较为平稳,未出现明显发散现象。Precision、Recall 和 $mAP@0.5$ 随训练推进整体提升,其中模型在第 70 轮附近取得较优的 $mAP@0.5$,数值为 0.80937;训练结束时,模型在验证集上的 Precision、Recall、 $mAP@0.5$ 和 $mAP@0.5:0.95$ 分别达到 0.84749、0.72451、0.80644 和 0.44969,表明所提改进策略能够提升模型对闪络痕迹目标的检测性能。

2.4 Precision-Recall 曲线及阈值分析

模型在验证集上的 PR 曲线及 F1-置信度曲线如图 4 所示。

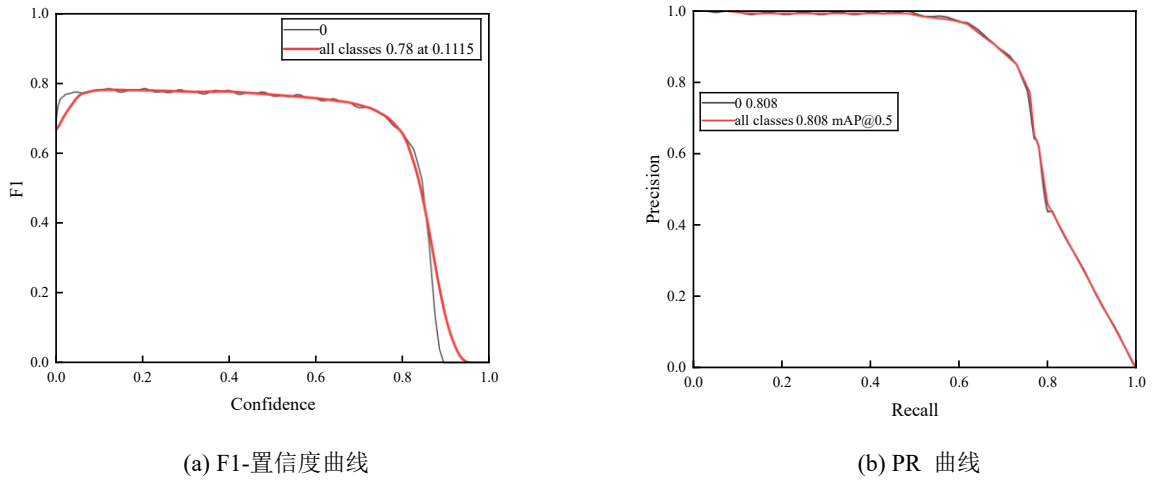


图 4 PR 曲线及 F1-置信度曲线

Fig.4 PR curve and F1-confidence curve

由图 4 可知，改进模型在较大范围的召回率区间内仍能保持较高精确率，mAP@0.5 为 0.808，说明模型对绝缘子闪络痕迹目标具有较好的判别能力。F1-置信度曲线表明，模型在置信度约为 0.11 时取得最佳 F1 值 0.78，能够在误检控制与目标召回之间取得较好折中。混淆矩阵统计结果表明，模型对闪络痕迹正类目标的识别率约为 0.71，漏检主要来自尺度小、边界模糊、显著性弱及背景相似样本。

2.5 基线对比与消融实验分析

为验证所提改进模型的有效性，并分析各改进模块对检测性能的影响，本文开展基线对比、总体消融以及关键模块细粒度消融实验。

首先，选取原始 YOLOv8 基线模型与改进模型进行对比，结果如表 1 所示。

表 1 改进模型与基线模型检测性能对比

Tab.1 Comparison of detection performance between the improved model and the baseline model

模型	Precision	Recall	mAP@0.5	mAP@0.5:0.95
YOLOv8 Baseline	0.822	0.681	0.768	0.421
改进 YOLOv8	0.84749	0.72451	0.80644	0.44969

由表 1 可知，与原始 YOLOv8 基线模型相比，改进模型在 Precision、Recall、mAP@0.5 和 mAP@0.5:0.95 上均有所提升，分别提高 0.02549、0.04351、0.03844 和 0.02869。其中 Recall 和 mAP 指标提升较为明显，说明所提方法能够改善闪络痕迹目标漏检问题，并增强模型对小尺度、弱显著目标的检测能力。

为进一步分析 Backbone 增强、Neck 增强、Head 增强及训练优化策略的综合作用，开展总体消融实验，结果如表 2 所示。表 2 中，A 表示 Backbone 增强模块，包括 CBAM 注意力机制与感受野增强结构；B 表示 Neck 增强模块，即保留 P2 分支的加权双向特征融合结构；C 表示 Head 增强模块，即 P2 小目标检测头与 P2/P3 细节增强结构；D 表示训练优化模块，即难样本闭环优化策略。

表 2 不同改进策略下模型消融实验结果

Tab.2 Ablation results of different improvement strategies

模型	Precision	Recall	mAP@0.5	mAP@0.5:0.95
Baseline	0.822	0.681	0.768	0.421
A	0.834	0.696	0.783	0.430
A+B	0.839	0.707	0.794	0.439

A+B+C	0.844	0.717	0.802	0.445
A+B+C+D	0.84749	0.72451	0.80644	0.44969

由表 2 可知，在基线模型基础上逐步引入 A、B、C 和 D 后，模型各项指标整体提升，说明 Backbone 特征增强、Neck 多尺度融合、Head 小目标检测以及难样本闭环优化均对检测性能提升具有积极作用。

为进一步验证 P2 分支、小目标检测头和细节增强结构的具体贡献，本文开展关键模块细粒度消融实验，结果如表 3 所示。其中，B1 为保留 P2 高分辨率分支，B2 为加权双向特征融合结构，C1 为新增 P2 小目标检测头，C2 为 P2/P3 分支前加入 DEB。

表 3 关键模块细粒度消融实验结果

Tab.3 Fine-grained ablation results of key modules

模型	Precision	Recall	mAP@0.5	mAP@0.5:0.95
A	0.834	0.696	0.783	0.430
A+B1	0.836	0.701	0.788	0.434
A+B1+B2	0.839	0.707	0.794	0.439
A+B1+B2+C1	0.842	0.712	0.798	0.442
A+B1+B2+C1+C2	0.844	0.717	0.802	0.445

由表 3 可知，在固定 Backbone 增强模块 A 的基础上，逐步引入 B1、B2、C1 和 C2 后，模型各项指标持续提升。加入 B1 后，Recall 和 mAP 均有所提高，说明保留 P2 高分辨率分支能够增强浅层细节特征对微小闪络痕迹目标的表征能力；进一步加入 B2 后，模型性能继续提升，表明加权双向特征融合有助于强化多尺度信息协同表达。继续加入 C1 和 C2 后，模型对小尺度、弱显著目标的定位与识别能力进一步提高，说明新增 P2 小目标检测头和检测前细节增强结构对改善小目标漏检问题具有积极作用。综合基线对比和消融实验结果可知，所提改进方法能够在保证检测精度的同时提升目标召回能力，尤其对小尺度、弱显著闪络痕迹目标具有较好的适应性。

3 结论

针对无人机巡检图像中绝缘子闪络痕迹目标尺度小、边界模糊、弱特征明显且易受复杂背景干扰的问题，本文提出了一种基于改进 YOLOv8 的绝缘子闪络痕迹检测方法，并通过网络结构改进与训练策略优化提升模型对该类目标的检测能力。主要结论如下：

1) 构建了面向绝缘子闪络后痕迹检测的单类别目标检测任务。针对绝缘子表面及连接部位形成的烧蚀、发黑和残留放电痕迹等表观异常区域，建立了适用于无人机巡检图像的检测数据集，并引入少量空标负样本以增强模型对复杂背景的区分能力。

2) 提出了面向闪络痕迹检测任务的分层结构改进方法。在 YOLOv8 基础上，通过 Backbone 注意力增强与感受野扩展、Neck 中保留 P2 分支的加权双向特征融合，以及 Head 中 P2 小目标检测头与 P2/P3 细节增强结构，提升了模型对小尺度、弱显著闪络痕迹目标的特征表达和检测能力。

3) 构建了难样本闭环优化策略。通过对漏检样本、误检背景和高歧义样本进行分析、复核、修正、补充和增量训练，形成“检测—分析—修正—再训练—再验证”的迭代优化流程，提高了模型在复杂巡检场景下的适应能力。

4) 实验结果表明，所提改进模型在验证集上的 Precision、Recall、mAP@0.5 和 mAP@0.5:0.95 分别达到 0.84749、0.72451、0.80644 和 0.44969，相较于原始 YOLOv8 基线模型均有所提升，能够较为有效地实现绝缘子闪络痕迹目标的自动检测，具有一定工程应用潜力。

参考文献:

- [1] 祝永坤, 王军亮, 李硕, 等. 复合绝缘子闪络故障原因分析及防范措施 [J]. 内蒙古电力技术, 2021, 39 (6): 82-86.
- Zhu Yongkun, Wang Junliang, Li Shuo, et al. Fault analysis and preventive measures of composite insulator flashover [J]. Inner Mongolia Electric Power, 2021, 39 (6): 82-86.
- [2] 胡金, 辛也平. 500kV/220kV 电磁环网运行分析 [J]. 内蒙古电力技术, 2017, 35 (3): 97-100.
- Hu Jin, Xin Yeping. Running analysis of 500kV/220kV electromagnetic loop network [J]. Inner Mongolia Electric Power, 2017, 35 (3): 97-100.
- [3] 周仿荣, 杨庆, 丁薇, 等. 110 kV 复合绝缘子鸟害闪络试验及防鸟罩的结构优化 [J]. 高压电器, 2017, 53 (10): 89-93, 99.
- Zhou Fangrong, Yang Qing, Ding Wei, et al. Experimental study on flashover faults 110 kV composite insulator and optimization of the structure of the bird-preventing helmet [J]. High Voltage Apparatus, 2017, 53 (10): 89-93, 99.
- [4] He Hui, Huang Xile, Song Yuxuan, et al. An insulator self-blast detection method based on YOLOv4 with aerial images [J]. Energy Reports, 2022, 8: 448-454.
- [5] Zheng Jianfeng, Wu Hang, Zhang Han, et al. Insulator-defect detection algorithm based on improved YOLOv7 [J]. Sensors, 2022, 22 (22): 8801.
- [6] Zhang Zhaoyun, Huang Shihong, Li Yanxin, et al. Image detection of insulator defects based on morphological processing and deep learning [J]. Energies, 2022, 15 (7): 2465.
- [7] Xia Haiyang, Yang Baohua, Li Yunlong, et al. An improved CenterNet model for insulator defect detection using aerial imagery [J]. Sensors, 2022, 22 (8): 2850.
- [8] Liu Jingjing, Liu Chuanyang, Wu Yiquan, et al. An improved method based on deep learning for insulator fault detection in diverse aerial images [J]. Energies, 2021, 14 (14): 4365.
- [9] Liu Chuanyang, Wu Yiquan, Liu Jingjing, et al. Insulator faults detection in aerial images from high-voltage transmission lines based on deep learning model [J]. Applied Sciences, 2021, 11 (10): 4647.
- [10] Han Gujing, Yuan Qiwei, Zhao Feng, et al. An improved algorithm for insulator and defect detection based on YOLOv4 [J]. Electronics, 2023, 12 (4): 933.
- [11] Lu Yang, Li Dahua, Li Dong, et al. A lightweight insulator defect detection model based on drone images [J]. Drones, 2024, 8 (9): 431.
- [12] Wei Dehong, Hu Bo, Shan Chaoyang, et al. Insulator defect detection based on improved Yolov5s [J]. Frontiers in Earth Science, 2024, 11: 1337982.
- [13] Liu Yue, Liu Decheng, Huang Xinbo, et al. Insulator defect detection with deep learning: a survey [J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2023, 17 (16): 3541-3558.
- [14] Terven J, Córdova-Esparza D M, Romero-González J A. A comprehensive review of YOLO architectures in computer vision: from YOLOv1 to YOLOv8 and YOLO-NAS [J]. Machine Learning and Knowledge Extraction, 2023, 5 (4): 1680-1716.
- [15] Liu Can, Wang Kaige, Li Qing, et al. Powerful-IoU: more straightforward and faster bounding box regression loss with a nonmonotonic focusing mechanism [J]. Neural Networks, 2024, 170: 276-284.
- [16] Zhang Yifan, Ren Weiqiang, Zhang Zhang, et al. Focal and efficient IOU loss for accurate bounding box regression [J]. Neurocomputing, 2022, 506: 146-157.
- [17] 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 [J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60 (24): 2412007.
- Guo Yu, Ma Meiling, Li Dalin. Detection of surface defects in lightweight insulators using improved YOLOv5 [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60 (24): 2412007.
- [18] 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 (5): 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 (5): 1933-1942.

[19] 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 Kui, Liu Xiao, Jia Lijiao, et al. Insulator defect detection based on lightweight network and enhanced multi-scale feature fusion [J]. High Voltage Engineering, 2024, 50 (3): 1289-1300.

[20] 宋智伟, 黄新波, 纪超, 等. 基于 Flexible YOLOv7 的输电线路绝缘子缺陷检测和故障预警方法 [J]. 高电压技术, 2023, 49 (12): 5084-5094.

Song Zhiwei, Huang Xinbo, Ji Chao, et al. Insulator defect detection and fault warning method for transmission line based on flexible YOLOv7 [J]. High Voltage Engineering, 2023, 49 (12): 5084-5094.



第一作者: 刘仕兵 (1970—), 男, 教授, 硕士生导师, 研究方向为轨道交通电气化接触网技术。



通信作者: 王简 (2001—), 男, 硕士研究生, 研究方向为轨道交通电气化接触网技术。