液晶与显示
Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays

文章编号:1007-2780(XXXX)XX-0001-12

基于改进YOLOv11的复杂背景绝缘子缺陷检测方法

杨　扬[1],李佳燚[2],王宏博[2],陈　月[2],袁鹏飞[3*],王爱丽[3]

(1.哈尔滨电工仪表研究所有限公司 研发部,黑龙江 哈尔滨 150023;
2.黑龙江省电工仪器仪表工程技术研究中心有限公司 研发部,黑龙江 哈尔滨 150028;
3.哈尔滨理工大学 测控技术与通信工程学院,黑龙江 哈尔滨 150080)

摘要:针对无人机航拍巡检图像中绝缘子破损、污闪等缺陷目标尺度小、边缘纹理弱、背景干扰强,导致现有检测模型易漏检误检且难以兼顾检测精度与实时性的问题,提出一种融合多尺度边缘增强与质量感知的轻量化绝缘子缺陷检测算法MEAQ-YOLOv11。在骨干网络中设计多尺度边缘差异增强模块,通过多尺度自适应池化与高频边缘差异强化缺陷区域的局部边缘和纹理响应;在颈部网络中构建自适应多分支尺度融合网络,利用多分支自适应加权与多尺度深度卷积增强不同层级特征之间的信息交互;最后,设计质量感知轻量共享检测头,在共享卷积降低检测头冗余参数的同时,利用边界框分布信息估计定位质量并修正分类得分。在CPMID和IDID两个公开数据集上的实验结果表明,相较于基线YOLOv11n,所提算法在两个数据集上的检测精度均有明显提升,其中CPMID数据集上mAP50提升4.54个百分点,IDID数据集上mAP50提升1.29个百分点;同时模型参数量降至2.58 M,计算量为6.3 GFLOPs,模型大小为5.3 MB,帧率由235.0 FPS提升至254.1 FPS,在提升检测精度的同时实现了模型的轻量化与推理加速。所提MEAQ-YOLOv11在保持轻量化和实时性的同时,有效提升了复杂背景下绝缘子小目标缺陷的检测精度与定位可靠性,可为电力巡检场景下的智能缺陷识别提供参考。

关　键　词:YOLOv11;多尺度边缘增强;自适应特征融合;目标检测;轻量化网络

中图分类号:TP394.1;TH691.9　　**文献标识码**:A　　**doi**:10.3724/CJLCD.2026-0196　　**CSTR**:32172.14.CJLCD.2026-0196

收稿日期:2026-09-18;**修订日期**:2026-10-29.

基金项目:黑龙江省重点研发计划指导项目(No.GZ2025292)
Supported by Key Research and Development Program Guidance Project of Heilongjiang Province (No.GZ2025292)

*通信联系人,E-mail:2510603099@stu.hrbust.edu.cn

Insulator defect detection in complex backgrounds based on improved YOLOv11

YANG Yang[1], LI Jiayi[2], WANG Hongbo[2], CHEN Yue[2], YUAN Pengfei[3*], WANG Aili[3]

(1. *R&D Department, Harbin Institute of Electrical Instruments Co. Ltd., Harbin* 150023, *China*;
2. *R&D Department, Heilongjiang Engineering Technology Research Center for Electrical Instruments Co. Ltd., Harbin* 150028, *China*;
3. *School of Measurement-Control Technology and Communication Engineering, Harbin University of Science and Technology, Harbin* 150080, *China*)

Abstract: To address the problems that insulator defects such as breakage and pollution flashover in UAV aerial inspection images are characterized by small target scale, weak edge textures, and strong background interference, which cause existing detection models to be prone to missed and false detections and make it difficult to balance detection accuracy with real-time performance, this paper proposes a lightweight insulator defect detection algorithm integrating multi-scale edge enhancement and quality awareness, named MEAQ-YOLOv11. A multi-scale edge difference enhancement module is designed in the backbone network, which strengthens the local edge and texture responses of defect regions through multi-scale adaptive pooling and high-frequency edge difference. In the neck network, an adaptive multi-branch scale fusion network is constructed, which enhances information interaction among features at different levels through multi-branch adaptive weighting and multi-scale depthwise convolution. Finally, a quality-aware lightweight shared detection head is designed, which uses shared convolution to reduce redundant parameters in the detection head while leveraging bounding box distribution information to estimate localization quality and refine classification scores. Experimental results on two public datasets, CPMID and IDID, show that compared with the baseline YOLOv11n, the proposed algorithm achieves a clear improvement in detection accuracy on both datasets, with mAP50 increasing by 4.54 percentage points on CPMID and by 1.29 percentage points on IDID. Meanwhile, the number of parameters is reduced to 2.58 M, the computational cost is 6.3 GFLOPs, the model size is 5.3 MB, and the frame rate increases from 235.0 FPS to 254.1 FPS, achieving model lightweighting and inference acceleration alongside the improved detection accuracy. While maintaining a lightweight structure and real-time performance, the proposed MEAQ-YOLOv11 effectively improves the detection accuracy and localization reliability of small insulator defects under complex backgrounds, providing a reference for intelligent defect identification in power inspection scenarios.

Key words: YOLOv11; multi-scale edge enhancement; adaptive feature fusion; object detection; lightweight network

1 引　　言

绝缘子是输电线路和配电网络中的关键绝缘与支撑部件,其运行状态直接关系到电力系统的安全性和稳定性。受长期机械载荷、污秽沉积、雷击、覆冰、强风以及温湿度变化等因素影响,绝缘子易出现破损、自爆、污闪、裂纹等缺陷,若未能及时发现并处理,可能导致线路跳闸、绝缘失效甚至大范围停电事故。传统人工巡检方式存在劳动强度大、效率低、危险性高和主观性强等不足,难以满足大规模输电线路智能化运维需求。早期基于机器视觉的绝缘子缺陷检测多

采用图像增强、边缘提取、形态学处理，结合人工设计特征与浅层分类器完成目标定位与缺陷识别。这类方法在背景简单、成像条件稳定的场景中具有一定效果，但在无人机巡检图像中，绝缘子往往存在拍摄角度变化大、目标尺度不一致、背景干扰强和缺陷区域占比小等问题，人工特征难以充分描述缺陷目标的复杂外观，检测鲁棒性和泛化能力有限[1-3]。

随着深度学习技术的发展，基于卷积神经网络的目标检测方法逐渐成为绝缘子缺陷检测的主流技术路线，按检测流程大致可分为两阶段方法、单阶段方法与近年发展起来的基于Transformer的端到端方法。两阶段方法（如Faster R-CNN、Mask R-CNN等）先生成候选区域再进行分类回归，检测精度较高，但网络结构相对复杂，在绝缘子及其缺陷检测中的应用相对有限。相比之下，以YOLO系列为代表的单阶段方法将目标定位与分类回归合并为单一网络前向过程，检测精度与效率均衡性较好，逐渐成为该领域的主流基线模型[4-6]。近年来，以DETR为代表的基于Transformer的检测框架摆脱了锚框设计和NMS后处理流程，依靠全局上下文建模能力在部分复杂场景检测任务中展现出竞争力，也为绝缘子缺陷检测提供了新的技术路线，姜香菊等即基于改进RT-DETR开展绝缘子缺陷检测研究，验证了该类方法在电力巡检场景中的可行性[7-9]。

围绕YOLO系列基线模型，学者们针对绝缘子缺陷检测中普遍存在的小目标漏检、缺陷边缘细节弱和多尺度特征表达不足等问题，开展了大量结构改进研究。部分研究通过增加小目标检测层、引入坐标注意力或通道重排等模块增强网络对缺陷特征的表达能力[10-13]；部分研究面向轻量化部署对网络结构进行精简，在降低模型复杂度的同时保持检测性能[14-16]；还有研究尝试引入Swin Transformer等结构增强全局上下文建模能力，或针对绝缘子缺陷特征设计专门的表达增强方法[17-19]。针对无人机巡检图像中目标尺度跨度大、缺陷区域面积小、背景干扰强等实际问题，后续研究进一步向复杂场景适应性方向深化，主要通过引入双向特征金字塔、跨尺度识别方法或频率感知增强模块等方式提升多尺度特征融合与小目标检测能力[20-21]，或针对复杂背景和特定部署场景（如在线配电系统）对模型进行适应性改进[22]。国内学者也围绕复杂场景下的绝缘子缺陷检测开展了大量研究，涵盖轻量化网络与多尺度特征融合[23]、检测精度提升与特征精炼[24]、旋转目标定位[25]等多个方向。近年来，量子压缩感知成像、光学神经形态处理、结构光与机器智能、神经阵列超成像及智能纳米光子学等研究，进一步表明光学成像与机器学习的深度融合正在推动复杂场景感知向高速、智能和端到端方向发展[26-30]。在工业缺陷检测领域，多任务Transformer、冷轧钢表面与内部缺陷检测及复杂背景下电路板焊接缺陷检测等研究，也验证了深度模型在细粒度异常识别中的应用潜力[31-33]。此外，面向复杂环境轻量化检测和无人机航拍小目标检测的改进YOLOv8n与YOLOv11s研究，分别从轻量化结构设计和小目标特征增强方面提供了参考[34-35]。

尽管上述研究已在小目标检测、多尺度特征融合和注意力机制等方面取得了较多进展，但仔细分析仍可发现三类具体的共性局限。其一，现有方法多通过增加检测层、引入注意力模块或叠加特征金字塔结构来增强特征表达能力，但对绝缘子破损、污闪等缺陷区域本身的边缘轮廓和局部纹理这类高频细节缺乏针对性建模，在下采样和连续卷积过程中这些细节容易被平滑掉，导致缺陷边界模糊场景下的漏检和误检。其二，现有多尺度特征融合方法大多沿用FPN/PAN或双向特征金字塔的固定路径结构，对不同层级特征采取加权求和或简单拼接的方式进行融合，缺少根据目标尺度和背景干扰程度动态调整各分支贡献的机制，难以兼顾绝缘子目标尺度跨度大、部分区域背景干扰强的实际情况。其三，现有检测头设计多聚焦于分类精度或结构轻量化，较少关注分类置信度与边界框定位质量之间的一致性问题，容易出现分类得分高但定位框偏移较大、或定位准确但分类置信度偏低的情况，在复杂背景下进一步加剧误检和漏检。

针对上述三类问题，本文以YOLOv11n为基线模型展开改进。首先，针对缺陷边缘细节易被平滑丢失的问题，提出多尺度边缘差异增强模块，通过多尺度自适应池化提取低频平滑信息，

并与原始特征作差得到高频边缘差异特征，强化破损、污闪等缺陷的局部边缘与纹理响应，缓解缺陷区域边界模糊、细节信息不足的问题。其次，针对固定路径融合方式难以适应尺度跨度大和背景干扰强的问题，提出自适应多分支尺度融合网络，对不同尺度、不同路径的特征进行动态加权融合，并结合多尺度卷积兼顾局部细节与全局语义的表达，提高模型对尺度变化明显和背景干扰较强目标的表征能力。最后，针对分类置信度与定位质量不一致导致误检漏检的问题，提出质量感知轻量共享检测头，在采用共享卷积降低检测头结构冗余的同时，引入边界框分布信息估计定位质量并对分类得分进行修正，增强分类置信度与边界框定位质量之间的一致性，从而提升模型对绝缘子缺陷目标的检测精度与定位可靠性。

2 改进YOLOv11绝缘子缺陷检测算法

为提高复杂巡检场景下绝缘子破损、污闪等缺陷目标的检测精度与定位可靠性，本文以YOLOv11n为基线模型，围绕缺陷边缘细节弱、小目标尺度变化明显以及检测头参数冗余等问题进行改进。改进后的网络主要由骨干特征提取网络、多分支多尺度特征融合网络和轻量化检测头三部分组成。骨干网络中提出多尺度边缘信息增强模块，用于强化绝缘子缺陷区域的局部纹理和边界响应；颈部网络中提出多分支多尺度特征融合结构，以增强不同尺度特征之间的信息交互；检测头部分提出轻量共享卷积检测头与位置质量估计机制，在降低检测头复杂度的同时提升分类置信度与定位质量之间的一致性。

2.1 整体网络结构

YOLOv11参数量小、推理速度快，适合作为电力巡检场景下轻量化目标检测模型的基础结构。然而，无人机航拍图像中的绝缘子缺陷普遍存在目标尺寸小、边缘轮廓不完整、背景干扰强等问题，直接采用原始YOLOv11难以充分表达缺陷特征，且易产生定位偏差。为此，本文以YOLOv11n为基线，对其骨干网络、特征融合网络和检测头进行针对性改进，提出MEAQ-YOLOv11，其网络结构如图1所示。该模型沿用YOLOv11的三尺度检测框架，在P3、P4、P5三

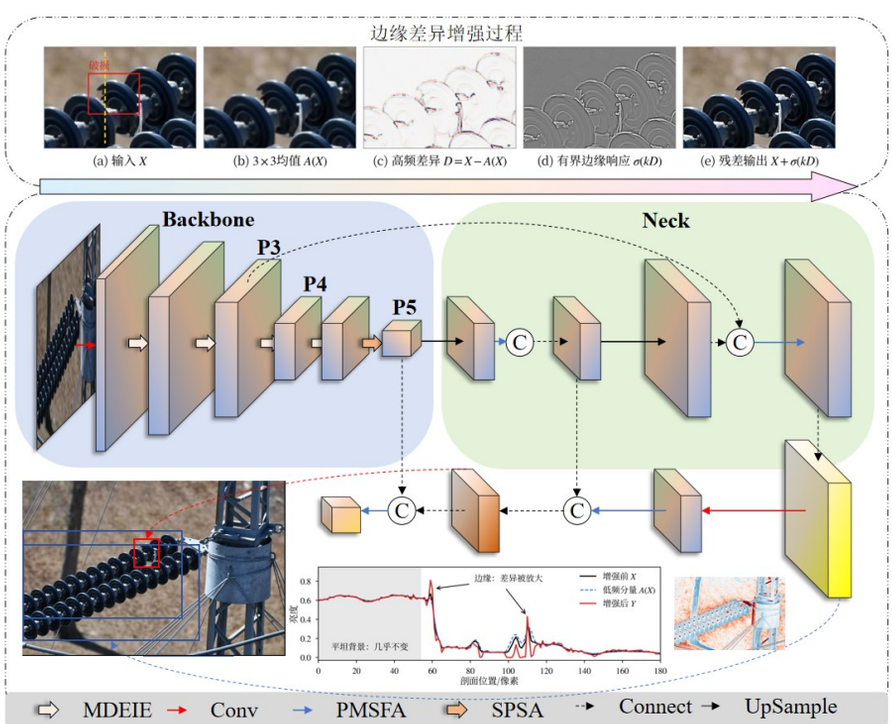


图1 MEAQ-YOLOv11网络结构图

Fig. 1 The structure of MEAQ-YOLOv11

个尺度上输出预测结果，以兼顾小、中、大尺度目标的检测需求。

MEAQ-YOLOv11由骨干特征提取网络、自适应多分支尺度融合网络和质量感知轻量共享检测头三部分构成。在特征提取阶段，骨干网络引入多尺度边缘差异增强模块以替换部分原有特征提取单元，引导网络在提取多层级特征的同时聚焦于缺陷的边缘与纹理突变区域；在特征融合阶段，自适应多分支尺度融合网络对不同尺度、不同路径的特征进行动态加权融合，并借助多尺度卷积兼顾局部细节与全局语义的表达，从而实现浅层细节信息与深层语义信息的充分交互；在预测阶段，质量感知轻量共享检测头基于共享轻量卷积结构完成类别预测与边界框回归，并引入位置质量估计机制，依据边界框分布预测结果对分类得分进行修正，以提升检测结果的定位可靠性。

2.2　多尺度边缘差异增强模块

该绝缘子破损和污闪缺陷通常表现为局部边缘异常、表面纹理突变或颜色分布变化。由于缺陷区域面积较小，在深层特征提取过程中，其边缘和纹理细节容易被连续下采样与卷积操作削弱。为增强模型对缺陷细节的感知能力，本文提出多尺度边缘差异增强模块（Multi-scale Difference Edge Information Enhance，MDEIE），其结构如图2所示。

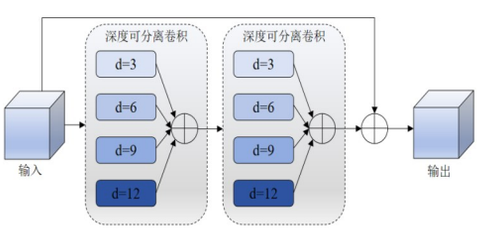


图2　MDEIE网络结构图

Fig. 2　The structure of MDEIE

边缘差异增强模块的基本单元用3×3均值滤波估计邻域低频分量，再以原特征减去该分量得到高频差异，原理同非锐化掩模。这一差分等价于系数和为零、与8邻域拉普拉斯算子成比例的卷积核：对数值恒定或线性渐变的区域响应为零，平坦背景与缓变光照基本不产生响应；对水平、垂直及对角方向的突变响应一致；且不含可学习参数。差分结果经卷积对各通道加权组合，再由Sigmoid压缩到0～1之间，以限制二阶差分对噪声和孤立强响应的放大。最后以残差形式加回输入，保留低频分量中的面状灰度与颜色信息。

多尺度支路分别以3×3、6×6、9×9和12×12的自适应平均池化，将特征划分为不同粒度的网格区域并取均值。区域均值对局部杂波不敏感，可作为背景参照。选用平均而非最大池化，是为了避免估计被高光等异常值拉偏；最粗一级取3×3而非全局池化，则保留了天空、塔材、植被等背景的粗略空间分布。池化后先经1×1卷积压缩通道，再以3×3深度卷积建立相邻网格区域间的联系。两步均在不超过12×12的网格上完成，计算量与特征图分辨率无关。

各支路经双线性插值恢复原分辨率后，再送入边缘差异增强单元。若采用最近邻插值，分块常值特征在单元边界处存在阶跃，差分后会产生块效应伪边缘。双线性插值在单元内部为线性过渡，差分在此为零，只在某一区域与其相邻区域均值不一致处产生响应。因此，该单元在多尺度支路上提取的是区域级的中心—周边对比，原理与Itti显著性模型的多尺度中心—周边差分相近，四级网格对应四种对比粒度。

局部支路以3×3卷积直接在原分辨率上提取特征，不经过池化与插值这类有损重采样，负责保留小于网格单元的轮廓细节及其准确位置。最后，五条支路在通道维度拼接，并经1×1卷积融合。拼接使细节信息与区域信息分处不同通道，1×1卷积可学习带正负号的权重，构成"局部响应减去区域背景"的组合，原理类似机器视觉中以均值滤波图像为参考的动态阈值分割。同时，1×1卷积不做空间平滑，不会模糊局部支路保留的位置信息。

2.3　自适应多分支尺度融合网络

绝缘子巡检图像中，完整绝缘子通常具有较大空间跨度，而破损、污闪等缺陷区域往往尺寸较小。浅层特征包含丰富的边缘和纹理信息，有利于小缺陷识别；深层特征包含更强的语义信息，有利于区分目标与复杂背景。原始YOLOv11n采用常规特征拼接方式进行融合，虽然能够实现不同层级信息传递，但对不同输入分支的

重要性缺少自适应建模。为此，本文提出自适应多分支尺度融合网络（Parallel Multi-branch Scale Fusion Attention，PMSFA），其结构如图3所示。

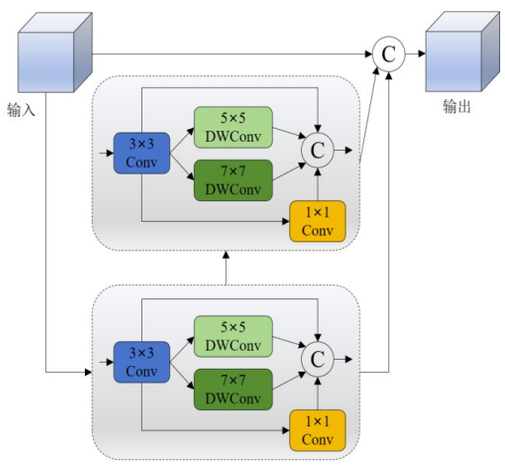


图3 PMSFA网络结构图

Fig. 3 The structure of PMSFA

自适应分支融合中，分辨率一致的各分支特征先经1×1卷积映射到相同通道维度。不同层级特征的通道数和通道含义并不对应，只有投影到公共特征空间后，逐通道加权求和才有意义。随后，各分支求和并经全局平均池化，得到整幅图像的通道统计量；再由多层感知机映射为各分支逐通道的权重，在分支维度上做Softmax归一化后加权求和。其原理与选择性卷积核网络的软选择机制相同，优势如下：第一，权重由当前图像的全局统计计算得到并在各位置共享，因而随图像变化，对不同拍摄距离的图像可以侧重不同层级。第二，权重按通道分配，不同通道可以各自选择层级来源。第三，Softmax使同一通道在各分支上的权重之和为1，融合结果是各分支响应的凸组合，数值不超出输入范围；同时分支之间形成竞争，提高某一层级的权重必然降低其他层级的权重。

融合后的特征送入多尺度卷积增强单元。该单元先以1×1卷积扩展通道，再并行使用多个尺寸的深度卷积，求和后经通道重排和1×1卷积投影回原通道数，并与输入残差相加，整体为倒残差结构。深度卷积逐通道独立滤波，参数量与通道数呈线性关系，因此7×7、9×9等大核在轻量模型中也可以使用；由于其通道之间没有信息交换，需要由前后两个1×1卷积完成通道扩展和跨通道组合。各层卷积核组合不同：P3层采用1×1、3×3、5×5，P4层采用3×3、5×5、7×7，P5层采用5×5、7×7、9×9。卷积核在原图上的覆盖范围约为核尺寸与特征图步长之积，三层分别约为8～40、48～112和160～288像素，逐级递增，与各层负责的小、中、大目标尺寸对应。其中，P3层的1×1分支不做邻域聚合，为小缺陷保留一条不与周边背景混合的逐像素响应；大核集中在P5层，该层空间位置数仅为P3层的1/16，计算量增加有限。多分支输出采用求和而非拼接，通道数不随分支数增加。残差连接使该单元只需学习多尺度修正量，融合特征本身经恒等路径完整保留。

在自顶向下路径中，原YOLOv11采用最近邻插值上采样，只是把每个位置复制为2×2的块，不含可学习参数，块边界处存在阶跃。轻量上采样单元在插值后接深度卷积，相当于增加一个逐通道可学习的重建滤波器，用来平滑复制产生的阶跃。与转置卷积相比，先插值后卷积时各位置的卷积核重叠均匀，不会产生棋盘效应。最后经通道重排和逐点卷积，完成跨通道组合与通道数调整。

2.4 质量感知轻量共享检测头

检测头直接决定模型的分类与定位输出。原始检测头在不同尺度上分别设置预测分支，虽然具有较强的特征表达能力，但也带来一定参数冗余。对于绝缘子缺陷检测任务而言，类别数量相对有限，目标结构具有一定规律性，因此可通过共享预测结构减少冗余计算。同时，传统分类得分主要反映目标类别置信度，难以充分体现边界框定位质量，可能出现分类得分较高但定位不准确的问题。为此，本文提出质量感知轻量共享检测头。

设来自特征融合网络的三尺度输入特征为F_i，其中$i\in\{3,4,5\}$。首先，对不同尺度特征分别进行卷积映射，将其统一到相同隐藏通道维度：

$$F_i'=ConvGN_i(F_i)\,, \tag{1}$$

其中，$ConvGN(\cdot)$表示由卷积、GroupNorm和激活函数构成的特征映射操作。随后，不同尺度特征共用一组轻量卷积结构进行进一步特征提取，该结构由深度卷积和1×1卷积组成：

$$\hat{F}_i = ConvGN_{1\times1}(DWConvGN_{3\times3}(F_i')) . \quad (2)$$

该共享结构能够减少不同尺度检测分支之间的重复参数，同时保持对多尺度目标的预测能力。之后，检测头分别输出边界框分布预测和类别预测。边界框分支可表示为：

$$B_i = s_i \cdot Conv_{reg}(\hat{F}_i) . \quad (3)$$

类别分支可表示为：

$$C_i = Conv_{cls}(\hat{F}_i) , \quad (4)$$

其中，s_i表示第i个尺度上的可学习缩放因子，$B_i \in R^{B\times 4reg_{max}\times H_i\times W_i}$，$C_i \in R^{B\times N_c\times H_i\times W_i}$，$reg_{\max}=16$，$N_c$表示检测类别数。

为了使分类得分能够更好地反映边界框定位质量，本文设计位置质量估计机制。该机制利用边界框分布预测结果计算定位质量修正项。首先，将边界框预测结果重塑为四个边界方向上的离散分布，并在离散区间维度上进行Softmax归一化：

$$P_i = \mathrm{Softmax}\big(\mathrm{Reshape}(B_i)\big) . \quad (5)$$

然后，对每个边界方向选取概率最大的前k个值，并计算其均值，构成位置质量统计特征：

$$T_i = \mathrm{Concat}\big(\mathrm{TopK}(P_i,k), \mathrm{Mean}\big(\mathrm{TopK}(P_i,k)\big)\big) . \quad (6)$$

本文设置$k=4$。当边界框分布更加集中时，说明模型对边界位置的预测更确定；当分布较为分散时，则说明定位存在更大的不确定性。因此，该统计特征能够在一定程度上反映预测框的定位质量。随后，将T_i输入多层感知机，得到质量修正项：

$$Q_i = MLP(T_i) . \quad (7)$$

最终，将质量修正项加到原始类别预测得分上：

$$C_i' = C_i + Q . \quad (8)$$

检测头的最终输出为边界框预测与质量修正后的类别预测拼接结果：

$$O_i = \mathrm{Concat}(B_i, C_i') . \quad (9)$$

在推理阶段，边界框分布预测通过DFL解码得到最终预测框，类别预测经过Sigmoid函数得到目标置信度。质量感知轻量共享检测头一方面通过共享卷积结构降低检测头冗余参数，另一方面利用边界框分布信息修正分类响应，使分类置信度与定位质量更加一致，从而提高绝缘子缺陷检测结果的可靠性。

3　实验结果与分析

3.1　数据集及实验环境

为验证所提方法在绝缘子及其缺陷检测任务中的有效性，本文选取IDID（Insulator Defect Image Dataset）和CPMID（Complex Power-grid Multi-scenario Insulator Dataset）两个公开绝缘子缺陷检测数据集进行实验。IDID数据集主要面向输电线路巡检场景，图像中包含正常绝缘子、破损绝缘子以及污闪绝缘子等目标类别。该数据集已被用于绝缘子缺陷检测相关研究中，能够反映无人机巡检图像中目标尺度变化、背景复杂和缺陷区域占比较小等问题[1-2]。CPMID数据集面向复杂电网多场景绝缘子检测任务，覆盖输电线路、配电线路、变电站和电厂等多种实际电力场景。与常规绝缘子数据集相比，CPMID进一步考虑了目标密集分布、尺度跨度大、遮挡、背景干扰以及类别不均衡等问题，更接近复杂电网巡检中的真实检测需求[3]。两个数据集均包括绝缘子串、破损缺陷和污闪缺陷三类，如表1所示。

表1　实验数据集统计信息

Tab. 1　Statistics of experimental datasets

数据集	图像总数	训练集	验证集	测试集	类别数
IDID	1688	1280	320	88	3
CPMID	7712	6170	771	771	3

本文实验在Windows操作系统下完成，深度学习框架采用PyTorch，目标检测模型基于Ultralytics YOLO实现。实验过程中使用NVIDIA GeForce RTX 3090显卡进行模型训练与验证，CUDA版本为12.6，Python版本为3.10.16，PyTorch版本为2.6.0+cu126，Ultralytics版本为8.3.9。训练时输入图像尺寸设置为1024×1024，批量大小设置为32，优化器采用SGD，训练轮数为200轮。为保证实验结果具有可复现性，实验中固定随机种子为0，并开启确定性训练设置。

3.2　对比实验及分析

为验证MEAQ-YOLOv11算法的检测性能，本文在CPMID和IDID数据集上与YOLOv8、YOLOv10、YOLOv11、YOLOv13以及RT-DETR等算法进行了对比实验，结果如表2

和表3所示。由表2和表3可知，MEAQ-YOLOv11在两个数据集上均取得了较好的检测结果。相较于YOLOv11，MEAQ-YOLOv11在CPMID数据集上的Precision、Recall、F1、mAP50和mAP75分别提高了2.88、6.92、5.40、4.54和5.18个百分点；在IDID数据集上分别提高了3.24、1.72、2.46、1.29和1.49个百分点。实验结果表明，改进后的模型在目标识别准确性、缺陷检出能力和定位精度方面均有所提升。

表2 不同算法在CPMID数据集上的检测性能对比

Tab. 2 Comparison of detection performance of different algorithms on the CPMID dataset %

模型	Precision	Recall	F1	mAP50	mAP75
YOLOv8	80.16	62.26	70.04	69.93	52.20
YOLOv10	81.22	62.65	70.73	70.18	52.89
YOLOv11	82.71	64.04	72.19	72.32	54.75
YOLOv13	81.59	62.60	70.88	70.23	53.01
RT-DETR	79.52	60.36	68.61	65.25	49.22
MEAQ-YOLOv11	85.59	70.96	77.59	76.86	59.93

表3 不同算法在IDID数据集上的检测性能对比

Tab. 3 Comparison of detection performance of different algorithms on the IDID dataset %

模型	Precision	Recall	F1	mAP50	mAP75
YOLOv8	91.03	90.87	90.95	96.68	94.22
YOLOv10	91.69	91.01	91.35	96.82	94.91
YOLOv11	93.60	92.50	93.05	97.28	95.23
YOLOv13	91.56	90.96	91.26	97.15	94.63
RT-DETR	88.45	87.50	87.97	91.25	90.71
MEAQ-YOLOv11	96.84	94.22	95.51	98.57	96.72

从改进点来看，MEAQ-YOLOv11通过增强特征提取与信息融合能力，使网络能够获得更充分的缺陷表征；同时，对关键区域信息的利用有助于提高模型对小目标、弱纹理缺陷和复杂背景下绝缘子目标的识别能力。因此，MEAQ-YOLOv11在CPMID和IDID数据集上均表现出较好的检测性能。

由表4可知，MEAQ-YOLOv11的参数量为2.58 M，计算量为6.3 GFLOPs，模型大小为5.3 MB，FPS达到254.1。与原始YOLOv11相比，MEAQ-YOLOv11在参数量、计算量和模型大小上均有所降低，同时FPS由235.0提升至254.1，说明改进后的模型在保持轻量化特性的同时提高了推理效率。

表4 不同算法的检测效率对比

Tab. 4 Comparison of detection efficiency

模型	Paraments/M	GFLOPs	Size/MB	FPS
YOLOv8	3.15	8.7	6.2	273.9
YOLOv10	2.30	6.7	5.6	243.6
YOLOv11	2.62	6.5	5.4	235.0
YOLOv13	2.48	6.3	5.0	91.0
RT-DETR	32.15	103.8	63.4	37.4
MEAQ-YOLOv11	2.58	6.3	5.3	254.1

MEAQ-YOLOv11通过引入轻量化特征提取结构和更高效的特征融合方式，减少了冗余参数和计算开销，使模型能够在较低复杂度下完成有效的目标表征。

3.3 消融实验

为验证MEAQ-YOLOv11中各改进模块对模型检测性能的影响，本文在CPMID数据集上进行了消融实验。以原始YOLOv11为基线模型，在相同实验环境和训练参数设置下，依次引入A、B和C三个改进模块，其中A为多尺度边缘差异增强模块，B为自适应多分支尺度融合网络，C为质量感知轻量共享检测头。采用mAP50和mAP75作为评价指标。实验结果如表5所示。

由表5可知，原始YOLOv11的mAP50和mAP75分别为72.32%和54.75%。在单独引入A、B、C模块后，模型的mAP50分别提升至

表5 在CPMID数据集上的消融实验结果

Tab. 5 Ablation study on the CPMID dataset %

A	B	C	mAP50	mAP75
			72.32	54.75
√			72.98	55.30
	√		73.96	56.28
		√	73.05	55.93
√	√		75.15	57.03
√		√	73.18	56.96
	√	√	74.56	57.68
√	√	√	76.86	59.93

72.98%、73.96% 和 73.05%，mAP75 分别提升至 55.30%、56.28% 和 55.93%，说明三个改进模块均能够在不同程度上提升模型的检测性能。其中，B 模块带来的提升较为明显，mAP50 和 mAP75 较基线模型分别提高了 1.64 和 1.53 个百分点，表明该模块对增强特征表达能力和提高目标定位精度具有积极作用。在两两组合实验中，A＋B、A＋C 和 B＋C 组合的 mAP50 分别为 75.14%、73.18% 和 74.56%，mAP75 分别为 57.03%、56.96% 和 57.68%。与单模块实验相比，多模块组合后模型性能进一步提升，说明不同改进模块之间具有一定的互补作用。其中，B＋C 组合在 mAP75 上取得了 57.68%，表明其对高 IoU 阈值下的目标定位具有较好的促进作用。

当 A、B 和 C 三个模块同时引入时，MEAQ-YOLOv11 的 mAP50 和 mAP75 分别达到 76.86% 和 59.93%，较原始 YOLOv11 分别提升了 4.54 和 5.18 个百分点，取得了表中最优结果。实验结果表明，所提出的各改进模块能够有效提升模型对 CPMID 数据集中绝缘子缺陷目标的检测能力，三者协同作用后能够进一步增强模型的特征提取、信息融合和目标定位能力，从而提高整体检测性能。

3.4　检测结果可视化及分析

为进一步直观分析 MEAQ-YOLOv11 的检测效果，本文对不同场景下的检测结果进行可视化展示，并与原始 YOLOv11 算法进行对比。通过观察检测框位置、目标漏检与误检情况，以及模型对关键区域的关注程度，可以更清晰地评估改进算法在复杂背景、缺陷识别和目标定位等方面的表现。下文将结合检测结果图和热力图，对模型的可视化结果进行分析。

图 6 给出了复杂背景干扰下 CPMID 数据集的检测结果对比。图中第一至第三行依次展示了复杂背景、强眩光以及理想成像条件下的检测结果。在第一行所示的复杂背景场景中，输电塔



(a) 测试图像
(a) Test image

(b) YOLOv11检测结果
(b) YOLOv11 detection result

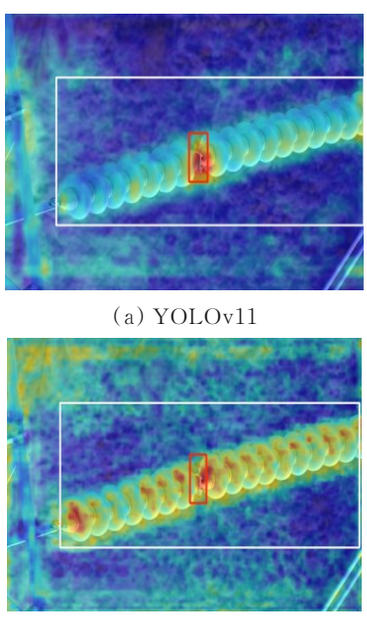
(c) MEAQ-YOLOv11 检测结果
(c) MEAQ-YOLOv11 detection result

图 6　复杂背景干扰下的 CPMID 数据集检测结果对比

Fig. 6　Comparison of detection results on the CPMID dataset under complex background interference

架、导线等结构相互交织，且远处绝缘子受到铁塔局部遮挡，导致YOLOv11出现漏检。相比之下，MEAQ-YOLOv11能够完整检出绝缘子目标，且检测框与目标主体具有较高的重合度。在第二行所示的强眩光场景中，局部强光干扰使YOLOv11对绝缘子目标产生重复检测。上述结果表明，MEAQ-YOLOv11在复杂背景及强光干扰条件下具有更好的目标表征与定位能力。

图7给出了不同模型的热力图可视化结果对比。由热力图可以看出，YOLOv11的关注区域相对分散，部分响应出现在背景或非关键区域；MEAQ-YOLOv11的高响应区域更多集中在绝缘子主体及缺陷相关位置，说明改进后的网络能够更有效地关注目标关键区域。该结果从可视化角度进一步说明了MEAQ-YOLOv11在特征提取和目标定位方面的有效性。



(a) YOLOv11

(b) MEAQ-YOLOv11

图7 CPMID数据集上的热力图可视化结果对比

Fig. 7 Comparison of heatmap visualization on CPMID dataset

4 结 论

本文以YOLOv11n为基线，提出一种兼顾精度、复杂度与实时性的轻量化绝缘子缺陷检测算法MEAQ-YOLOv11。通过在骨干网络引入多尺度边缘差异增强模块以强化缺陷边缘与纹理特征，在颈部构建自适应多分支尺度融合网络以增强跨尺度信息交互，并设计质量感知轻量共享检测头，在降低检测头冗余参数的同时利用边界框分布修正分类得分，提升了分类置信度与定位质量的一致性。

实验表明，与基线YOLOv11相比，MEAQ-YOLOv11在CPMID数据集上的mAP50和mAP75分别达到76.86%和59.93%，提升4.54和5.18个百分点，在IDID数据集上分别达到98.57%和96.72%；模型参数量为2.58 M，计算量为6.3 GFLOPs，帧率达254.1 FPS。结果证明该算法能在保持轻量化和实时性的前提下，有效提升复杂背景下绝缘子小目标缺陷的检测精度与定位可靠性。

参 考 文 献：

[1] LIU Y, LIU D C, HUANG X B, *et al.*. Insulator defect detection with deep learning: a survey[J]. *IET Generation*, Transmission & Distribution, 2023,17(16):3541-3558.

[2] LIU J, HU M M, DONG J Y, *et al.*. Summary of insulator defect detection based on deep learning[J]. *Electric Power Systems Research*, 2023,224:109688.

[3] 刘传洋，吴一全，刘景景，等. 无人机航拍图像中绝缘子缺陷检测的深度学习方法研究进展[J]. 电工技术学报，2025,40(9):2897-2916.
LIU C Y, WU Y Q, LIU J J, *et al.*. Research progress of deep learning methods for insulator defect detection in UAV aerial images[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2025,40(9):2897-2916.

[4] ZHANG T, ZHANG Y N, XIN M, *et al.*. A light-weight network for small insulator and defect detection using UAV imaging based on improved YOLOv5[J]. *Sensors*, 2023,23(11):5249.

[5] HAN G Q, ZHAO L, LI Q, *et al.*. A lightweight algorithm for insulator target detection and defect identification[J]. *Sensors*, 2023,23(3):1216.

[6] HAN G Q, YUAN Q, ZHAO F, *et al.*. An improved algorithm for insulator and defect detection based on YOLOv4

[J]. *Electronics*, 2023,12(4):933.

[7] HE M, QIN L, DENG X, *et al.*. MFI-YOLO: multi-fault insulator detection based on an improved YOLOv8[J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2024,39(1):168-179.

[8] YU Z, LEI Y, SHEN F, *et al.*. Research on identification and detection of transmission line insulator defects based on a lightweight YOLOv5 network[J]. *Remote Sensing*, 2023,15(18):4552.

[9] HUANG L, LI Y, WANG W, *et al.*. Enhanced detection of subway insulator defects based on improved YOLOv5 [J]. *Applied Sciences*, 2023,13(24):13044.

[10] SOUZA B J, STEFENON S F, SINGH G, *et al.*. Hybrid-YOLO for classification of insulator defects in transmission lines based on UAV[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2023, 148: 108982.

[11] WANG T, ZHAI Y D, LI Y, *et al.*. Insulator defect detection based on ML-YOLOv5 algorithm[J]. *Sensors*, 2024,24(1):204.

[12] LI D, LU Y, GAO Q, *et al.*. LiteYOLO-ID: a lightweight object detection network for insulator defect detection [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2024,73:1-12.

[13] CAO Z, CHEN K, CHEN J, *et al.*. CACS-YOLO: a lightweight model for insulator defect detection based on improved YOLOv8m[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2024,73:1-10.

[14] WANG Y, SONG X, FENG L, *et al.*. MCI-GLA plug-in suitable for YOLO series models for transmission line insulator defect detection[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2024,73:1-12.

[15] SUN S, CHEN C, YANG B, *et al.*. ID-Det: insulator burst defect detection from UAV inspection imagery of power transmission facilities[J]. *Drones*, 2024,8(7):299.

[16] LU Y, LI D, LI D, *et al.*. A lightweight insulator defect detection model based on drone images[J]. *Drones*, 2024,8(9):431.

[17] ZHANG Q, ZHANG J, LI Y, *et al.*. IL-YOLO: an efficient detection algorithm for insulator defects in complex backgrounds of transmission lines[J]. *IEEE Access*, 2024,12:14532-14546.

[18] HE Z, LIU X, WANG Y, *et al.*. Insulator defect detection based on YOLOv8s-SwinT[J]. *Information*, 2024,15 (4):206.

[19] FANG G, AN X, FANG Q, *et al.*. Insulator defect detection based on YOLOv5s-KE[J]. *Electronics*, 2024,13 (17):3483.

[20] WANG Z, YUAN G, ZHOU H, *et al.*. Improved YOLOv7 model for insulator defect detection[J]. *Electronic Research Archive*, 2024,32:1-18.

[21] ZHAO J, MIAO S, KANG R, *et al.*. Insulator defect detection algorithm based on improved YOLOv11n[J]. *Sensors*, 2025,25(5):1327.

[22] XU Z, TANG X. Transmission line insulator defect detection algorithm based on MAP-YOLOv8[J]. *Scientific Reports*, 2025,15:10288.

[23] ZHENG B, ANGKAWISITTPAN N, HUANG L, *et al.*. RSP-YOLOv11n multi-module optimized algorithm for insulator defect detection in UAV images[J]. *Scientific Reports*, 2025,15:1-18.

[24] FENG F, YANG X, YANG R, *et al.*. An insulator defect detection network combining bidirectional feature pyramid network and attention mechanism in unmanned aerial vehicle images[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2025,152:110745.

[25] MEI Z, XU H, YAN L, *et al.*. IALF-YOLO: insulator defect detection method combining improved attention mechanism and lightweight feature fusion network[J]. *Measurement*, 2025,253:117701.

[26] WU S, HU J, GE J, *et al.* 10-km passive drone detection using broadband quantum compressed sensing imaging [J]. *Light: Science & Applications*, 2025, 14:244. DOI: 10.1038/s41377-025-01878-y.

[27] DONG Y, BAI Y, ZHANG Q, *et al.* High-throughput optical neuromorphic graphic processing at millions of images per second[J]. *eLight*, 2025, 5:29. DOI: 10.1186/s43593-025-00106-9.

[28] ZHANG Z, KONG L, ZHANG L, *et al.* Structured light meets machine intelligence[J]. *eLight*, 2025, 5:26. DOI: 10.1186/s43593-025-00102-z.

[29] DUN X, ZHANG J, CHEN F, *et al*. Neural array meta-imaging[J]. *eLight*, 2025, 5:33. DOI: 10.1186/s43593-025-00107-8.

[30] WU N, SUN Y, HU J, *et al*. Intelligent nanophotonics: when machine learning sheds light[J]. *eLight*, 2025, 5: 5. DOI: 10.1186/s43593-025-00085-x.

[31] JEONG H, YOON C, LIM H, *et al*. MT-former: multi-task hybrid transformer and deep support vector data description to detect novel anomalies during semiconductor manufacturing[J]. *Light: Advanced Manufacturing*, 2025, 6:32. DOI: 10.37188/lam.2025.032.

[32] 陈名渝, 谢玥辰, 吕雄涛, 等. 冷轧钢表面与内部缺陷检测研究[J]. 中国光学(中英文), 2024, 17(4):823-833.
CHEN M Y, XIE Y C, LV X T, *et al*. Detection of surface and internal defects in cold rolled steel[J]. *Chinese Optics*, 2024, 17(4):823-833.

[33] 朱黎颖, 王森, 沈爱萍, 等. 复杂背景下的电路板表面焊接缺陷视觉检测[J]. 光学精密工程, 2024, 32(14): 2256-2271.
ZHU L Y, WANG S, SHEN A P, *et al*. Visual inspection of soldering defects on board surfaces against complex backgrounds[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2024, 32(14):2256-2271.

[34] 孙世政, 何玲玲, 郑帅, 等. 改进YOLOv8n的复杂环境下垃圾轻量化检测[J]. 光学精密工程, 2025, 33(12): 1984-1998.
SUN S Z, HE L L, ZHENG S, *et al*. Improved lightweight garbage detection method for YOLOv8n in complex environments[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2025, 33(12):1984-1998.

[35] 吕学涵, 李富, 祁铭瑞, 等. 基于改进YOLOv11s的无人机小目标检测算法[J]. 液晶与显示, 2025, 40(11): 1744-1756.
LÜ X H, LI F, QI M R, *et al*. Target detection algorithm based on improved YOLOv11s UAV aerial image[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2025, 40(11):1744-1756.

作者简介:



杨　扬,男,硕士,2014年毕业于哈尔滨理工大学获得硕士学位,主要从事智能量测技术研究。E-mail: 15318938663@163.com



袁鹏飞,男,硕士,2025年于哈尔滨理工大学获得硕士学位,2026年于哈尔滨理工大学攻读博士,主要从事计算机视觉方面的研究。E-mail: 2510603099@stu.hrbust.edu.cn