http://bhxb.buaa.edu.cn jbuaa@buaa.edu.cn
DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2025.0495

基于无人机视角的轻量化绝缘子缺陷检测算法

胡逍婕[1,2]，倪翠[1,2,*]，吴春坡[1,2]，刘著[1,2]，王朋[1,2]

(1. 山东交通学院 山东省智能建造装备关键技术与系统重点实验室，济南 250357；2. 山东交通学院信息科学与电气工程学院（人工智能学院），济南 250357)

摘 要：绝缘子作为电力系统安全运行的核心部件，其缺陷的及时发现对电网可靠性至关重要，而无人机巡检作为低空电力监测的主流方式，对搭载的检测模型提出了轻量化与高精度的双重要求。以YOLOv11为基础模型，提出一种基于无人机视角的轻量级绝缘子缺陷检测算法。在YOLOv11骨干网络中，融合MobileNetV4通用倒瓶颈结构的改进特征提取单元，增强对绝缘子细微缺陷的感知能力；在YOLOv11颈部网络引入了层级化空间筛选特征金字塔网络，通过优化跨层特征交互路径降低模型参数冗余；在检测输出端，采用动态可变形卷积检测头替代传统检测模块，提升对缺陷几何形变的自适应能力。实验结果表明：所提轻量级模型与YOLO系列模型相比，在保证检测精度的基础上，参数量能够降低12.35%以上，更适用于无人机、巡检机器人等边缘设备，为输电线路绝缘子缺陷的实时检测提供了高效解决方案。

关 键 词：绝缘子；缺陷检测；特征增强；轻量级；YOLOv11
中图分类号：TP391.41; TP183; TM216
文献标志码：A **文章编号**：1001-5965(2026)09-3183-06

绝缘子是电力传输系统中用于机械支撑与电气绝缘的核心组件，其通过在高压导线与支撑结构间建立高阻抗屏障，防止电流泄漏与电弧放电，对保障电网安全运行具有不可替代的作用[1]。随着低空经济的蓬勃发展，无人机作为低空作业的核心载体，已广泛应用于电力巡检等领域，而绝缘子缺陷检测正是无人机在电力巡检中的关键任务之一，利用无人机搭载的视觉设备对输电线路绝缘子进行低空巡航监测，既能突破人工巡检在特高压线路、跨山越岭等复杂场景中的局限性，又能通过自动化作业提升检测效率，成为低空经济赋能电力行业的典型应用场景[2]。然而，在长期复杂自然环境与强电磁场作用下，绝缘子极易受到污秽、老化、机械损伤等因素的影响，导致破损或闪络等缺陷。这些缺陷若不及时检测，可能引发局部放电、绝缘击穿甚至连锁性停电事故，严重威胁电力系统的可靠性与稳定性。传统依赖人工巡检与红外测温的检测手段存在效率低、漏检率高、主观性强等弊端，尤其在特高压线路、跨山越岭等复杂场景中，人工巡检成本高昂且危险系数大[3]。同时，无人机低空视角也带来了新的技术挑战，例如：飞行姿态变化导致的检测目标尺度多变、杆塔线路与自然景物构成的复杂背景干扰、不同天气下的光照变化及飞行抖动造成的图像模糊等，都对检测算法的鲁棒性和精度提出了更高要求。近年来，基于深度学习的视觉检测技术为自动化缺陷识别提供了新思路，然而现有模型普遍存在计算复杂度高、内存占用大等问题，难以直接部署至算力有限的边缘设备，如无人机、巡检机器人，制约了其在电力巡检场景中的规模化应用[4]。

收稿日期：2025-07-17；**录用日期**：2025-08-06；**网络出版时间**：2025-09-10 14:22
网络出版地址：link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20250909.1800.004
基金项目：中国博士后科学基金 (2021M702030)
* **通信作者**. E-mail：emilync@126.com

引用格式：胡逍婕，倪翠，吴春坡，等. 基于无人机视角的轻量化绝缘子缺陷检测算法 [J]. 北京航空航天大学学报，2026，52（9）：3183-3188.
Hu X J，Ni C，Wu C P，et al. Lightweight insulator defect detection algorithm based on UAV perspective[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics，2026，52（9）：3183-3188（in Chinese）.

针对上述挑战，本文选取包含多类缺陷的数据集，以参数量较小的YOLOv11n作为基准模型，提出了一种轻量级的绝缘子缺陷检测算法。本文的主要贡献有以下几点：

1）选取包含多种类型的绝缘子缺陷作为数据集，满足常见绝缘子缺陷检测任务的需求。

2）在主干网络中采用C3k2_UIB模块替代标准C3k2结构，该模块基于MobileNetV4的通用倒瓶颈(universal inverted bottleneck, UIB)结构，优化特征提取能力；在颈部网络中引入高级筛选特征融合金字塔网络(high-level screening-feature fusion pyramid network, HSFPN)结构，通过跨层级特征聚合与空间注意力机制优化特征融合，并减少模型参数。

3）在头部网络，采用DynamicDCNv3Head检测头替代原Detect模块，利用可变形卷积的动态感受野调整机制，使模型能够更好地适应绝缘子缺陷的复杂几何形态，从而提升模型的检测精度。

1 相关工作

目前，目标检测技术主要分为两阶段检测和一阶段检测2类。两阶段检测方法代表性模型包括基于区域的卷积神经网络(region-based convolutional neural network, R-CNN)、快速区域卷积网络(fast region-based convolutional network, Fast R-CNN)等，其特点是先生成候选区域，再进行精确分类与回归，这类方法虽然具有较高的检测精度，但计算复杂度较高，不适用于实时检测任务。相比之下，一阶段检测方法如YOLO(you only look once)系列、SSD(single shot multibox detector)等，则直接在整个图像上进行目标分类和定位预测，具备更快的检测速度[5]。

针对电力巡检场景中的绝缘子缺陷检测任务，近年来有不少研究对深度学习目标检测模型进行优化。贾玉进等[6]提出了2种改进的YOLOv5模型，分别结合轻量级卷积神经网络MobileNetV3和GhostNet，以适应无人机在线巡检对实时性和计算资源的要求。Zhang等[7]引入一种轻量级绝缘子缺陷检测模型GhostNet-YOLOV4，该模型结合GhostNet架构和SE注意机制，并使用ReLU6激活函数，在绝缘子缺陷检测中实现了99.50%的平均精度均值(mean average precision, mAP)。陈佳韵等[8]引入动态蛇形卷积和Gold-YOLO网络，使用最小点距离交并比(minimum point distance-based intersection over union, MPDIoU)损失函数，设计一套自爆绝缘子检测系统，进一步提升了检测精度和稳定性。尽管现有方法在绝缘子缺陷检测方面取得了一定进展，但计算复杂度与模型轻量化仍然是亟待解决的问题。

2 本文方法

本文提出一种基于改进YOLOv11n的轻量级绝缘子缺陷检测算法，针对目标检测任务中的特征提取、特征融合和检测头设计，构建一系列优化方案，解决了绝缘子缺陷通常是微小目标及普通检测网络难以在硬件设备上部署的问题。该算法的整体框架如图1所示。

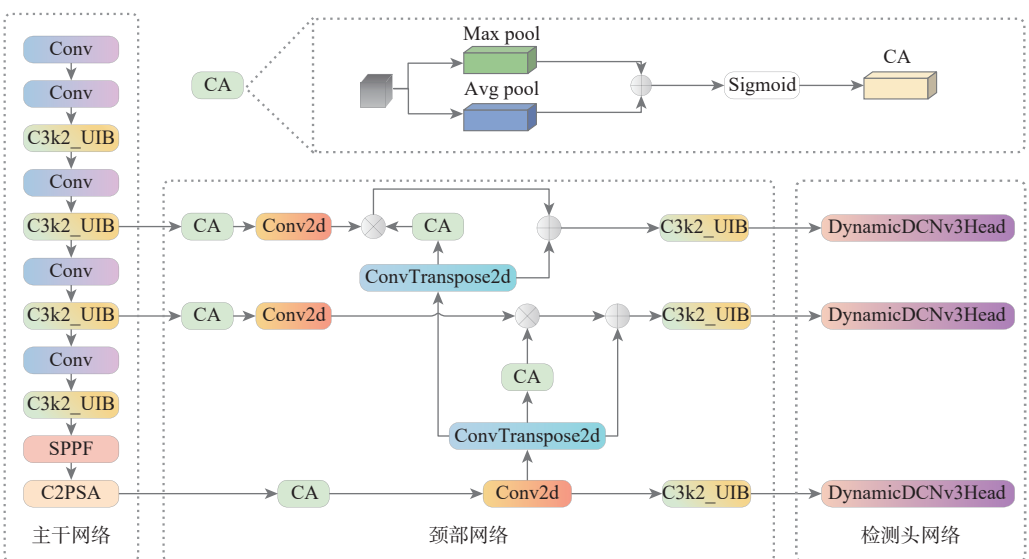


图1 模型结构

Fig. 1 Model structure

2.1 C3k2_UIB模块

C3k2是YOLOv11中的特征提取模块，用于Backbone和Neck结构，负责提取不同尺度的目标信息。为使其在保持准确性的同时更加轻巧，引入

UIB 结构, UIB 模块来自 MobileNetV4 网络, 其核心思想是通过扩展-深度可分离卷积-压缩的方式来进行高效特征表示[9]。首先, 通过一个 1×1 的扩展卷积将输入特征图的通道数增加, 以在高维空间中进行特征变换; 其次, 采用一个 3×3 的深度可分离卷积对扩展后的特征图进行空间特征提取, 该步骤能大幅减少计算量; 最后, 通过一个 1×1 的压缩卷积(也称投影层)将通道数降维, 恢复到与输入相似的维度。基于该模块, 本文设计了 C3k2_UIB 模块, 其结构如图 2 所示, 其中, n 表示 UIB 模块的重复堆叠次数。

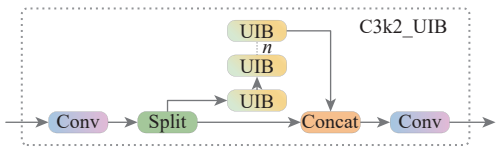


图 2　C3k2_UIB 结构

Fig. 2　C3k2_UIB structure

该结构在减轻网络的同时扩展了该层结构的接受场, 使网络能够捕获更多的上下文信息。相较于传统的瓶颈结构, UIB 在计算效率和模型轻量化方面具备显著优势, 同时, 可以增强对小目标和细节特征的表达能力。用其取代 Bottleneck, 可以减少冗余计算和优化通道信息交互, 大幅提升计算效率, 同时, 增强特征提取能力, 使其更适用于轻量化的目标检测网络。

2.2　HSFPN 模块

HSFPN 是一种高效的特征金字塔网络, 通过筛选和融合低层与高层特征, 解决了检测中的尺度差异问题。在传统的 FPN 中, 通过在不同层级上融合特征图来获取多尺度信息, 但该方法存在信息丢失和计算复杂度高的问题。HSFPN 通过引入分层结构来解决这些问题。HSFPN 的核心思想是将特征金字塔分为多个子金字塔, 每个子金字塔都有自己的特征融合和上采样操作[10], 从而可以保留更多的细节信息, 并降低计算复杂度。

颈部结构引入 HSFPN 以减少模型的参数量。该模块主要通过通道注意力(channel attention, CA)、特征选择和特征交互等机制实现高阶特征的有效融合和不同尺度特征之间的信息交互。首先, CA 机制通过自适应池化提取全局上下文信息, 并利用卷积变换生成注意力权重, 从而增强关键特征的表达能力, 同时, 减少冗余信息干扰。其次, 特征选择模块进一步优化不同层级特征的信息交互, 采用全局池化结合 1×1 卷积提取特征重要性, 并通过归一化生成权重, 与原始特征相乘后再进行跳跃连接和通道变换, 以保留低层次细节信息的同时增强高层语义表达能力。此外, 特征交互运算通过加法保留不同尺度特征的信息, 乘法增强互补特征的关系, 提高目标检测的鲁棒性。

2.3　轻量级检测头网络

YOLO 的检测头 Detect 用于从特征图中提取信息并预测目标类别、位置和置信度。然而, 传统的检测头在特征适应性和空间建模能力方面存在局限性。为此, 采用 DynamicHead 替换原始 Detect, 提高检测头的特征融合能力, 并用第三代可变形卷积网络(deformable convolutional networks v3, DCNv3)取代 DCNv2, 以增强特征提取的灵活性和计算效率。

在标准卷积中, 卷积核在固定位置采样, 难以适应形变目标或复杂结构。可变形卷积通过引入偏移量, 使卷积核在自适应位置采样, 从而增强形变建模能力。DCNv3 在 DCNv2 基础上进一步扩展, 通过引入卷积神经元间共享权重和多组机制, 优化长程依赖建模与空间特征聚合能力。此外, DCNv3 采用沿采样点的 Softmax 归一化方式, 使调制标量之和约束为 1, 提高训练稳定性[11]。扩展后的 DCNv2 标记为 DCNv3, 如式(1)所示:

$$y(p_0)=\sum_{g=1}^{G}\sum_{k=1}^{K}w_g m_{gk} x_g\left(p_0+p_k+\Delta p_{gk}\right) \tag{1}$$

式中: $y(p_0)$为输出特征图在空间位置 p_0 处的输出特征; G 为聚合组总数; 对于第 g 组, $w_g\in\mathbf{R}^{C\times C'}$ 为组的位置无关投影权重, $C'=C/G$为组维度; $m_{gk}\in\mathbf{R}$为第 k 个采样点的调制标量, 通过沿 K 维度的 softmax 函数归一化; $x_g\in\mathbf{R}^{C'\times H\times W}$为切片后的输入特征图; Δp_{gk}为第 g 组中对应网格采样位置 p_k 的偏移量[12-14]。

DynamicHead 通过动态卷积和自适应特征融合机制使检测头能够根据目标特征自适应调整权重[15], 通过将 DCNv3 嵌入 DynamicHead, 不仅可以增强检测头对目标形变的适应能力, 还可以提升模型的整体特征表达能力, 使其在小目标检测和复杂场景检测任务中表现更优。

3　实验分析

本文实验使用的绝缘子缺陷数据集来源于网络收集的图像, 采用 LabelImg 标注工具进行手动标注, 明确标识了 2 类缺陷类别: 破损绝缘子和闪络损伤。数据集按照训练与验证的比例进行划分, 其中训练集包含 1 231 张图像, 验证集包含 400 张图像, 以用于模型训练和性能评估。为进一步分析各模块对模型性能的贡献, 进行消融实验, 验证各模块的效果。同时, 为衡量本文算法的有效性, 与现

有模型进行对比实验，以全面评估模型的检测能力和鲁棒性。

3.1 实验设置

模型训练过程中的平台配置参数如表1所示。

表1 平台配置参数

Table 1 Platform configuration parameters

GPU	CPU	学习框架	GPU并行计算库	每批次样本数	学习率	优化器算法	迭代次数
NVIDIA GeForce RTX 3070	Intel(R) Core(TM) i7-10700 CPU @ 2.90 GHz	PyTorch	Cuda11.8	16	0.01	SGD	300

3.2 评价指标

为全面衡量模型的性能，本文采用参数量、mAP、精确度 P 和召回率 R 作为核心评价指标，以评估模型在不同维度上的表现。

参数量反映模型的复杂度和计算需求，参数量越少，模型越轻量化。

mAP 衡量模型在所有类别上的检测性能，是所有类别平均精度的均值[16]，mAP 值越高，说明模型在不同类别上的检测能力越均衡，计算过程如式(2)和式(3)所示。

精确度 P 计算预测为正的样本中正确的样本比例，计算过程如式(4)所示。

$$A=\int_0^1 p(r)\mathrm{d}r \tag{2}$$

$$A_{\mathrm{mAP}}=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}A_i \tag{3}$$

$$P=\frac{N_{\mathrm{TP}}}{N_{\mathrm{TP}}+N_{\mathrm{FP}}} \tag{4}$$

召回率 R 计算实为正的样本中正确预测为正的样本比例，计算过程为

$$R=\frac{N_{\mathrm{TP}}}{N_{\mathrm{TP}}+N_{\mathrm{FN}}} \tag{5}$$

式中：N_{TP} 为正确检测的目标数；N_{FP} 为错误检测的目标数；N_{FN} 为未检测出的目标数[17]；$p(r)$ 为精度-召回率曲线；N 为类别总数。

3.3 对比实验

为验证本文算法的优越性，在收集的绝缘子缺陷数据集上，与当前主流目标检测算法进行对比实验，对比算法包括 YOLOv5n、YOLOv6n、YOLOv8n、YOLOv10n、YOLOv11n[18-20]、IDD-YOLOv5 及 LiteYOLO[21]，结果如表2所示。可以看出，与主流目标检测网络相比，本文算法在精确度、mAP50-95 及模型参数量等方面均表现出较优性能。尽管 YOLOv8n 和 YOLOv10n 的 mAP50-95 分别比本文算法高出 0.7% 和 0.3%，但其模型参数量分别增加了 36.82% 和 23.18%。与 YOLOv5n、YOLOv6n、YOLOv8n、YOLOv10n 和 YOLOv11n 相比，本文方法的参数量分别降低了 12.35%、48.11%、26.91%、18.82% 和 14.73%，参数量降幅均达到 12.35% 以上。相比之下，本文算法在保证检测精度的同时，显著减少了模型参数量，使其更加轻量化，更易于在资源受限的设备上部署。

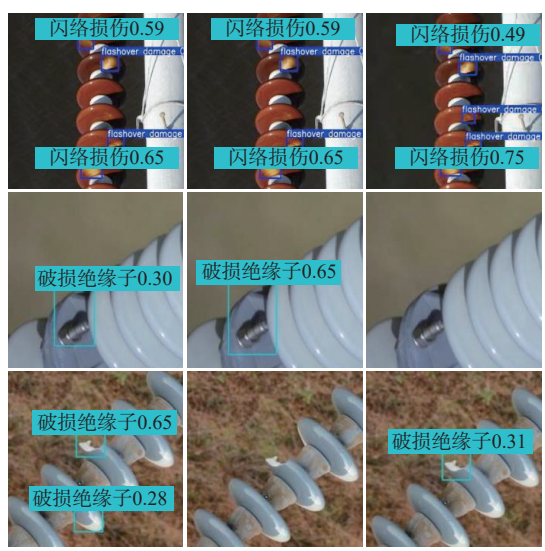
表2 对比实验结果

Table 2 Comparative experimental results

算法	P/%	R/%	mAP50-95/%	参数量
YOLOv5n	89.7	**89.5**	50.0	2.51×10^6
YOLOv6n	87.8	87.1	49.2	4.24×10^6
YOLOv8n	**96.1**	**89.5**	**50.9**	3.01×10^6
YOLOv10n	91.8	87.9	50.5	2.71×10^6
YOLOv11n	91.6	89.2	49.2	2.58×10^6
IDD-YOLOv5	90.3	85.7	44.6	3.82×10^6
LiteYOLO	86.8	83.7	42.7	3.74×10^6
本文	92.1	85.8	50.2	$\mathbf{2.20}\times10^6$

注：加粗数值表示性能最优。

图3展示了不同检测算法的绝缘子缺陷识别效果。相较于其他算法，本文算法能够更准确地检测小尺寸闪络缺陷，有效避免漏检现象；同时，显著降低了误检率，并在轻微破损检测中展现出更强的鲁棒性。这些结果验证了本文算法在检测精度和稳定性方面的优越性，特别是在小缺陷识别任务中具有更高的可靠性。



(a) YOLOv5 (b) YOLOv11 (c) 本文算法

图3 不同检测算法的缺陷识别效果示例

Fig. 3 Example diagram of defect recognition effect of different detection algorithms

3.4　消融实验

为分析各模块对模型性能的影响, 进行消融实验, 实验结果如表 3 所示。可以看出, 引入 UIB 模块时, 除了召回率略有下降外, 其他指标均有改善。在头部引入 DynamicDCNv3Head 模块时, 模型参数量降低的同时, 检测精度也略有提升。在颈部模块引入 HSFPN 模块时, 虽然模型精度有所降低, 但模型参数量显著降低。将 HSFPN 模块和 UIB 模块或 DynamicDCNv3Head 模块同时引入时, 模型参数量都有一定程度的降低, 而检测精度都有所下降。将 DynamicDCNv3Head 模块和 UIB 模块同时引入时, 模型参数量和检测精度进一步得到提升, 检测精度达到 49.9%, 模型参数量达到 2.23×10^6。将 3 个模块同时引入时, 模型检测精度达到最高, 提升至 50.2%, 同时, 模型参数量达到最低, 仅有 2.20 M, 这一结果充分证明了策略的有效性, HSFPN 模块为模型奠定了极致轻量化的基础; C3k2_UIB 模块则在特征提取前端对 HSFPN 模块可能造成的精度损失进行了有效补偿, 强化了细节感知; 而 DynamicDCNv3Head 模块在检测输出端确保了对复杂目标的灵活适应性。这表明, 该组合能够在确保检测精度的同时, 最大限度地减少计算资源消耗, 展现出最优的综合检测性能。

表 3　消融实验结果

Table 3　Ablation experimental results

UIB	HSFPN	DynamicDCNv3Head	*P*/%	*R*/%	mAP50-95/%	参数量
			91.6	89.2	49.2	2.58×10^6
√			92.6	85.1	49.3	2.55×10^6
	√		89.6	85.3	48.2	1.85×10^6
		√	89.0	88.6	49.6	2.42×10^6
√	√		89.2	86.7	46.6	1.86×10^6
	√	√	90.8	84.5	48.8	2.37×10^6
√		√	90.3	87.6	49.9	2.23×10^6
√	√	√	92.1	85.8	50.2	2.20×10^6

4　结　论

1) 本文提出的轻量级绝缘子缺陷检测算法以 YOLOv11 为基础模型, 通过 C3k2_UIB 结构优化骨干网络、HSFPN 结构增强颈部特征融合、DynamicDCNv3Head 提升检测头适应性, 实现了检测性能与轻量化的平衡。

2) 模型计算复杂度降低, 可高效部署于无人机、巡检机器人等边缘设备, 能满足绝缘子缺陷实时检测及无人机巡检操作需求。

未来可进一步优化模型结构, 以提升对小目标及复杂背景下的检测能力及不同环境下的鲁棒性, 更好地适配实际应用。

参考文献（References）

[1] Li D H, 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: 5023812.

[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] 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.

[4] Wang S Q, Liu Y F, Qing Y H, et al. Detection of insulator defects with improved ResNeSt and region proposal network[J]. IEEE Access, 2020, 8: 184841-184850.

[5] 韩玉洁, 曹杰, 刘琨, 等. 基于改进 YOLO 的无人机对地多目标检测[J]. 电子测量技术, 2020, 43(21): 19-24.
Han Y J, Cao J, Liu K, et al. UAV ground multi-target detection based on improved YOLO[J]. Electronic Measurement Technology, 2020, 43(21): 19-24(in Chinese).

[6] 贾玉进, 张振程, 李浠铭, 等. 基于轻量化 YOLOv5 网络的输电线路绝缘子缺陷检测[J]. 电力学报, 2024, 39(1): 36-44.
Jia Y J, Zhang Z C, Li X M, et al. Defect detection of insulator on transmission line based on lightweight YOLOv5 network[J]. Journal of Electric Power, 2024, 39(1): 36-44(in Chinese).

[7] Zhang S H, Qu C N, Ru C Y, et al. Multi-objects recognition and self-explosion defect detection method for insulators based on lightweight GhostNet-YOLOV4 model deployed onboard UAV[J]. IEEE Access, 2023, 11: 39713-39725.

[8] 陈佳韵, 肖根福, 张祥明. 基于改进 YOLOv7-tiny 的自爆绝缘子检测算法[J]. 电子测量技术, 2025, 48(7): 66-74.
Chen J Y, Xiao G F, Zhang X M. Detection algorithm for self-exploding insulator based on improved YOLOv7-tiny[J]. Electronic Measurement Technology, 2025, 48(7): 66-74(in Chinese).

[9] Chen Y F, Zhang C Y, Chen B, et al. Accurate leukocyte detection based on deformable-DETR and multi-level feature fusion for aiding diagnosis of blood diseases[J]. Computers in biology and medicine, 2024, 170: 107917.

[10] Qin D F, Leichner C, Delakis M, et al. MobileNetV4: universal

models fortheMobile ecosystem[C]//Proceedings of the Computer Vision-ECCV 2024. Berlin: Springer, 2025: 78-96.

[11] Wang W H, Dai J F, Chen Z, et al. InternImage: exploring large-scale vision foundation models with deformable convolutions[C]// Proceedings of the 2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2023: 14408-14419.

[12] 路成龙, 冯月贵, 庆光蔚. 基于改进 YOLOv8 的电梯内电动车识别方法研究[J]. 机械制造与自动化, 2024, 53(4): 219-223.
Lu C L, Feng Y G, Qing G W. Research on identification method of electric vehicles in elevators based on improved YOLOv8[J]. Machine Building & Automation, 2024, 53(4): 219-223(in Chinese).

[13] 侯卫民, 何孟玲, 赵梦瑶, 等. 无人机视角下施工现场工人防护用具检测方法研究[J]. 计算机工程与应用, 2025, 61(15): 353-362.
Hou W M, He M L, Zhao M Y, et al. Research on detection method of protective equipment for construction site workers from UAV perspective[J]. Computer Engineering and Applications, 2025, 61(15): 353-362(in Chinese).

[14] 何飞熊, 谢海巍, 蒲超, 等. 基于改进 YOLOv8 网络的道路病害检测方法[J]. 计算机与现代化, 2025(2): 108-113.
He F X, Xie H W, Pu C, et al. A new method of pavement disease detection based on improved YOLOv8[J]. Computer and Modernization, 2025(2): 108-113(in Chinese).

[15] Dai X Y, Chen Y P, Xiao B, et al. Dynamic head: unifying object detection heads with attentions[C]//Proceedings of the 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2021: 7369-7378.

[16] 刘柏甫. 面向三维点云数据的目标检测方法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2023.
Liu B F. Research on object detection method for 3D point cloud data[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2023(in Chinese).

[17] 孙光灵, 黄磊, 吴倩. 基于 KD-YOLO 的轻量化安全帽佩戴检测方法[J]. 淮北师范大学学报 (自然科学版), 2024, 45(2): 41-48.
Sun G L, Huang L, Wu Q. Lightweight safety helmet wearing detection method based on KD-YOLO[J]. Journal of Huaibei Normal University (Natural Science), 2024, 45(2): 41-48(in Chinese).

[18] Khanam R, Hussain M. YOLOv11: an overview of the key architectural enhancements[EB/OL]. 2024: arXiv: 2410.17725. https://arxiv.org/abs/2410.17725.

[19] Jiang P Y, Ergu D, Liu F Y, et al. A review of YOLO algorithm developments[J]. Procedia Computer Science, 2022, 199: 1066-1073.

[20] Hussain M. YOLO-v1 to YOLO-v8, the rise of YOLO and its complementary nature toward digital manufacturing and industrial defect detection[J]. Machines, 2023, 11(7): 677.

[21] Lu Y, Li D H, Gao Q, et al. IDD-YOLOv5: a lightweight insulator defect real-time detection algorithm[C]//Proceedings of the 2024 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation. Piscataway: IEEE Press, 2024: 491-495.

Lightweight insulator defect detection algorithm based on UAV perspective

HU Xiaojie[1, 2], NI Cui[1, 2, *], WU Chunpo[1, 2], LIU Zhu[1, 2], WANG Peng[1, 2]

(1. Shandong Provincial Key Laboratory of Key Technologies and Systems of Intelligent Construction Equipment, Shandong Jiaotong University, Jinan 250357, China;
2. School of Information Science and Electrical Engineering (School of Artificial Intelligence), Shandong Jiaotong University, Jinan 250357, China)

Abstract: As the primary method of low-altitude power monitoring, unmanned aerial vehicle (UAV) inspection presents the dual requirements of lightweight and high precision for the detection model. The timely detection of defects is crucial to the reliability of the power grid since it is the fundamental component of the safe operation of the power system. Based on YOLOv11, a lightweight insulator defect detection algorithm based on the UAV perspective is proposed. Firstly, in the YOLOv11 backbone network, the improved feature extraction unit of MobileNetV4, with a general inverted bottleneck structure, is integrated to enhance the perception of subtle defects of insulators. Secondly, the YOLOv11 neck network was integrated with a hierarchical spatial screening feature pyramid network, and the interaction path of cross-layer features was optimized to minimize model parameter redundancy. Finally, at the detection output, the dynamic deformable convolution detection head is used to replace the traditional detection module to improve the adaptability to the geometric deformation of defects. Experimental results show that compared with the YOLO series model, the proposed lightweight model can reduce the number of parameters by more than 12.35% on the basis of ensuring detection accuracy, which is more suitable for edge equipment such as UAVs and inspection robots, and provides an efficient solution for the real-time detection of transmission line insulator defects.

Keywords: insulator; defect detection; feature enhancement; lightweight; YOLOv11

Received: 2025-07-17; **Accepted**: 2025-08-06; **Published Online**: 2025-09-10 14:22

URL: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20250909.1800.004

Foundation item: China Postdoctoral Science Foundation (2021M702030)

* **Corresponding author**. E-mail: emilync@126.com