

DOI: 10.13382/j.jemi.B2407753

基于改进 YOLOv8 的输电线路绝缘子缺陷检测方法*

苏怡萱¹ 李智² 盘书宝^{2,3}(1. 桂林电子科技大学电子工程与自动化学院 桂林 541004; 2. 桂林航天工业学院无人机系统与
技术应用重点实验室 桂林 541004; 3. 桂林航天工业学院电子信息与自动化学院 桂林 541004)

摘要:针对输电线路绝缘子缺陷检测过程中目标小、分布零散、易受背景及噪音干扰等问题,提出并改进了一种基于 YOLOv8 的输电线路绝缘子缺陷检测方法。首先引入了 LSKNet 代替原有的路径聚合网络,使模型能够根据不同目标的特性自适应地选取和调整卷积核的大小,从而在不同尺度上更精准地匹配目标特征与背景信息的需求,显著增强了对复杂场景下缺陷识别的鲁棒性;并进一步集成 SPPF-LSKA 模块,该模块通过融合全局上下文信息,极大提升了模型在多尺度特征上的聚合效率与分辨能力,为缺陷检测提供了更为精细的特征表示;此外,所提方法通过对 YOLOv8 的颈部网络中注入空域注意力机制,使其获得更强的全局特征理解力,强化了模型对关键信息,特别是对小目标的聚焦能力;同时,考虑到实际应用中的模型效率与部署问题,所提方法还将颈部网络中的部分常规卷积层替换为 GhostConv,有效减少了模型的参数量和计算负担,实现了检测性能与资源效率的平衡优化。实验结果表明,所提方法的平均精度均值达到了 93.1%,相较于改进前提升了 4.4%。有效地实现了对小目标的精确检测。

关键词:小目标检测;绝缘子缺陷;YOLOv8;注意力机制;深度学习

中图分类号: TM93; TP391.4 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2060

Improved YOLOv8-based insulator defect detection method for transmission lines

Su Yixuan¹ Li Zhi² Pan Shubao^{2,3}

(1. School of Electronic Engineering and Automation, Guilin University of Electronic Science and Technology, Guilin 541004, China;

2. Guangxi Colleges and Universities Key Laboratory of UAV Systems and Technology Applications, Guilin University of Aerospace

Technology, Guilin 541004, China; 3. School of Electronic Information and Automation,

Guilin University of Aerospace Technology, Guilin 541004, China)

Abstract: Aiming at the problems of small targets, scattered distribution, and susceptibility to background and noise interference in the process of transmission line insulator defect detection, an improved YOLOv8-based defect detection method is proposed. Firstly, LSKNet is introduced to replace the original path aggregation network, enabling the model to adaptively select and adjust convolution kernel sizes based on the characteristics of different targets. This allows for more precise matching of target features and background information at various scales, significantly enhancing the robustness of defect recognition in complex scenarios. Furthermore, the SPPF-LSKA module is integrated into the network. By fusing global context information, this module greatly improves the aggregation efficiency and discriminative capability of multi-scale features, providing more refined feature representation for defect detection. Additionally, the proposed method incorporates a spatial attention mechanism into the neck network of YOLOv8, enhancing the model's global feature comprehension and strengthening its focus on key information, particularly for small targets. To address the practical requirements of model efficiency and deployment, part of the conventional convolution layers in the neck network are replaced with GhostConv, effectively reducing the model's parameter count and computational overhead. This achieves a balance between detection performance

收稿日期: 2024-08-07 Received Date: 2024-08-07

* 基金项目: 广西重点研发计划项目“自主管控和群体协同的机器人智慧巡防系统”(2023AB08117)、桂林航天工业学院特色优势交叉学科发展战略研究专项(TS2024431)资助

and resource efficiency. Experimental results demonstrate that the proposed method achieves a mAP of 93.1%, representing a 4.4% improvement compared to the original model, effectively enabling accurate detection of small targets.

Keywords: small target detection; insulator defect; YOLOv8; attention mechanism; deep learning

0 引言

电力作为现代社会的命脉,其供应的安全性和稳定性直接关乎经济社会的平稳运行。输电线路作为电网结构的基石,承担着电能传输的重任,其中绝缘子的作用至关重要,不仅支撑导线还确保了电能的有效隔离^[1-2]。但是环境侵蚀与电气负荷的长期作用,使得绝缘子易出现老化、损伤,甚至引发故障,威胁电网安全。传统的依赖人工的巡检方式,不仅耗时耗力、效率低下,还因人工主观判断而导致错误频发,难以满足现代电力系统对高效精准监测的需求^[3-4]。

近年来,随着无人机技术的蓬勃兴起,结合“无人机主巡,人工辅巡”的新模式,为输电线路检测提供了新路径,极大提升了作业效率和覆盖范围。在此背景下,深度学习特别是目标检测算法^[5-7],在自动识别绝缘子状态及缺陷方面展现出巨大潜力,成为研究热点。在图像识别与检测领域,深度学习算法的革新不断推动技术前沿,尤其是在分类与回归任务上的显著进展,为目标检测技术带来了前所未有的突破。这一进展极大地促进了基于深度学习的图像目标检测算法在多个领域的应用,其中包括对电力系统中关键设备——输电线路中绝缘子的缺陷智能识别。这类算法凭借高检测精度、强鲁棒性以及能够实现实时检测的独特优势,正逐步成为保障电网安全运行不可或缺的技术工具^[8-10]。

近年来,目标检测领域主要有两大类,双阶段方法和单阶段方法。它们的主要区别在于检测流程和对性能的权衡与折衷。双阶段目标检测模型,以 Fast R-CNN 及其后续的 Faster R-CNN^[11-12] 等系列算法为代表,展现了在目标检测精度上的卓越表现。这类模型首先通过区域提议网络生成一系列可能包含目标的候选框,随后对这些候选框进行精细分类和边界框回归,以确定最终的检测结果。尽管双阶段方法在准确性上持续优化,检测速度亦有所提升,但仍难以满足某些实时应用场景,尤其是对即时响应有严格要求的野外无人机巡检场景,其实时性表现有待增强。

与双阶段目标检测模型相对应,以 SSD^[13] (single shot multibox detector)、YOLO (you only look once) 系列^[14-17] 及 RetinaNet^[18] 为代表的单阶段目标检测算法,通过简化检测流程,实现了检测速度与精度的均衡。单阶段模型摒弃了区域提议步骤,直接在特征图上进行目标分类和定位,大幅提高了检测效率。此类算法设计简洁,

适合资源受限环境下的快速部署,更适应于无人机搭载的图像处理系统,在保证一定检测精度的同时,满足实时性要求^[18-20]。

尽管上述算法在绝缘子缺陷检测中取得了初步成功,但实际应用中仍面临若干挑战:复杂多变的自然环境(如不同光照条件、复杂背景、恶劣天气)对图像质量的影响,以及缺陷类型的多样性与细微差异等问题,对算法的鲁棒性、准确性和可靠性提出了更高的要求^[21]。

本研究旨在引入先进的图像处理技术和优化的深度学习模型,克服现有技术在检测精度方面的不足,尤其是在处理由绝缘子缺陷检测任务本身导致的小目标、分布零散,以及由外部环境因素引起的图像噪声较大、背景复杂等挑战时。本研究探索了一种更高效、更精确的输电线路绝缘子缺陷检测方案,为电力行业的智能化转型贡献力量。该方案不仅可以保障电网安全稳定运行,同时为推动电力巡检向自动化、智能化方向迈出重要一步贡献力量。

1 绝缘子检测模型

本研究在 YOLOv8 的基础框架上构建了一种专门针对绝缘子缺陷检测的优化网络模型如图 1 所示。相较于其他 YOLO 版本,YOLOv8 在检测精度与推理速度上具有较好的平衡性,并结合绝缘子缺陷检测的特定需求进行优化改进,以期在实际应用中具有更高效、更准确的缺陷识别能力。

1.1 主干网络

1) LSKNet

在 YOLOv8 基础的特征提取主干网络中,初始 3×3 卷积层由于其较小的感受野,对于微小目标的辨识能力存在局限性,而采用了较大尺寸卷积核,虽能扩大感受野,却可能因忽略细微特征而导致整体识别精度的下降,形成一个两难的困境。因此,本研究创新性地引入了大型选择性卷积核网络 (large selective kernel network, LSKNet) 作为一种高级特征表示策略,LSKNet 的核心在于能动态调整模型特征提取网络中大型卷积核的感受野,使模型能根据输入的特征需求来选择适当的卷积核大小,从而在复杂视觉场景中实现了对目标特征的精准捕捉与区分,以提高检测的准确性和对复杂场景的适应性。通过大型卷积核的选择性应用,LSKNet 在不增加结构复杂度的前提下增强了检测性能,彰显了其强大的功能潜力。

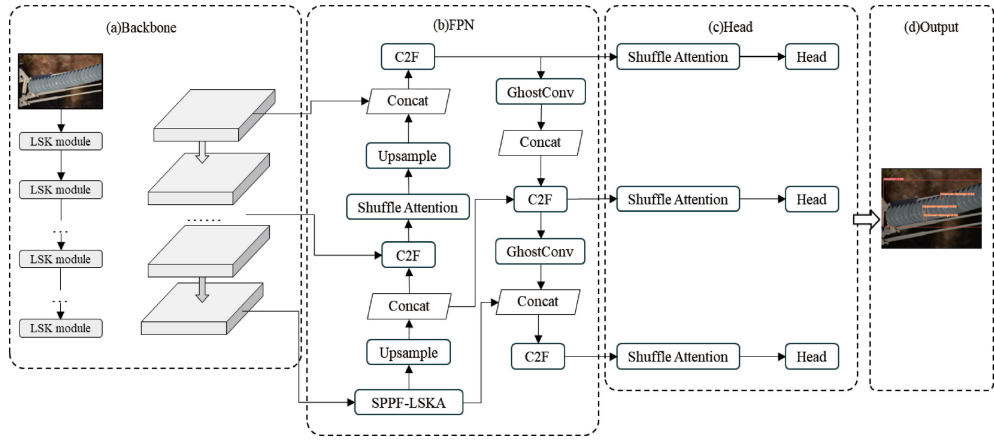


图 1 本研究方法的网络结构

Fig. 1 Network structure diagram of the method in this paper

LSKNet 通过堆叠多层 LSK 模块来深化特征学习与模式识别的层次如图 2 所示,每层 LSK 模块包含两个互补的残差子单元,大核选择子单元与前馈网络子单元。大核选择子单元利用双层全连接层、GELU 激活函数以及一个定制的 LSK 模块,动态调节网络的感受野,确保了对目标特征的灵活适应与有效提取。而紧随其后的前馈网络子单元,则通过双层全连接层、深度卷积操作与 GELU 激活函数,执行高效的通道间信息融合与特征细化,进一步增强了模型对目标特征的细腻表达与区分能力。为了提升模型对目标周围关键背景信息的聚焦能力,LSKNet 特征抽取网络创新性地融入了空间选择机制。这一机制通过在不同尺度的大卷积核上实施自适应的空间特征选择过程,在复杂多变的检测环境下显著增强了对背景细节的把握与利用效率。

LSK 模块结构如图 3 所示,为了提升模型对目标周围关键背景信息的聚焦能力,LSKNet 特征抽取网络创新性地融入了空间选择机制。这一机制通过在不同尺度的大卷积核上实进行自适应的空间特征选择,在复杂多变

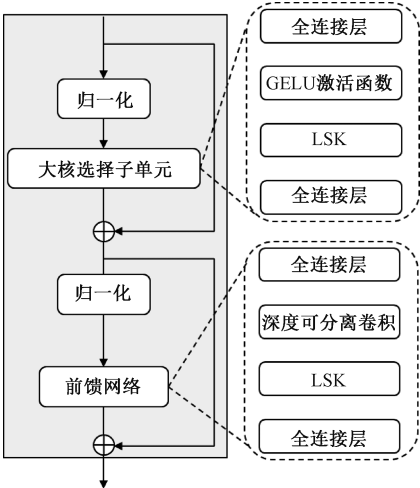


图 2 LSKNet 的一个重复堆叠模块

Fig. 2 A repetitive stacking module for LSKNet

的检测环境下显著增强了对背景细节的把握与利用效率。

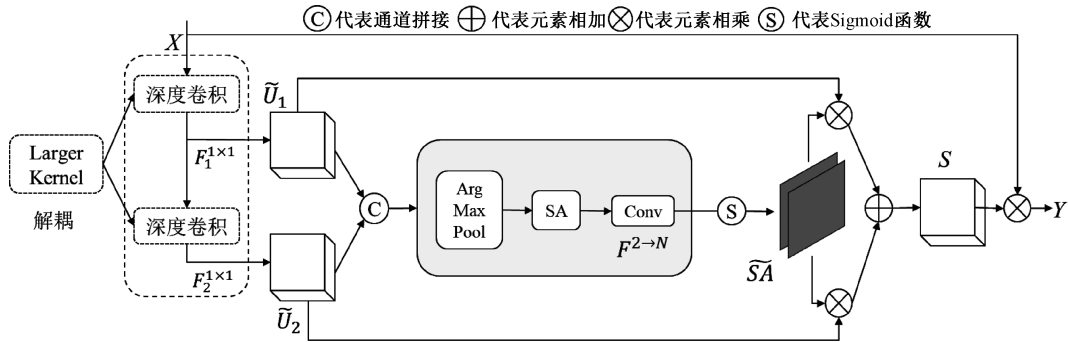


图 3 LSK 模块结构

Fig. 3 LSK module structure diagram

首先从不同感受野的卷积核中提取的特征进行拼接,以形成一个更为丰富的特征表示。这一步骤旨在综合多种尺度的信息,使得模型能够捕捉到图像中多层次的细节和全局特征,如式(1)所示。

$$U = [U_1; \dots; U_i] \quad (1)$$

接下来应用通道级的平均池化 $P_{\text{avg}}(\cdot)$ 和最大池化 $P_{\text{max}}(\cdot)$ 提取空间关系 U ,这两个操作分别从不同的角度对特征图进行降维和特征提取。平均池化 SA_{avg} 可以捕捉全局的平均信息,而最大池化 SA_{max} 则能够捕捉到最显著的特征,如式(2)所示。

$$SA_{\text{avg}} = P_{\text{avg}}(\tilde{U}), SA_{\text{max}} = P_{\text{max}}(\tilde{U}) \quad (2)$$

为了实现不同空间描述符的信息交互,从而引入了一层卷积操作。利用卷积层 $F^{2 \rightarrow N}$ 将空间池化特征连接起来,并将两个通道的池化特征变换成 N 个空间注意力图。这一步骤不仅能够融合多种空间信息,还能够通过卷积层的参数学习,自动调整特征的权重和重要性,进而生成更具代表性的空间注意力图,如式(3)所示。

$$SA = F^{2 \rightarrow N}([SA_{\text{avg}}; SA_{\text{max}}]) \quad (3)$$

在生成空间注意力图后,将 Sigmoid 激活函数应用到每一个空间注意特征图 $\hat{SA}_i$,可获得每个解耦的大卷积所对应的独立空间选择掩膜。Sigmoid 函数能够将特征值映射到 $[0, 1]$,从而产生一种“选择性”,突出重要的特征,同时抑制无关的噪声,如式(4)所示。

$$s = F_{\text{gp}}(X_{kl}) = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W X_{kl}(i, j) \quad (4)$$

然后,将解耦的大卷积核序列的特征与相应的空间选择掩膜进行加权处理,并通过卷积层 $F(\cdot)$ 进行融合,以获取注意力特征 S 。这一步骤的卷积操作进一步整合了加权特征,形成一个更加精炼和高度概括的特征表示,如式(5)所示。

$$S = F\left(\sum_{i=1}^N SA_i \cdot U_i\right) \quad (5)$$

最后,LSK 模块的输出是输入特征 X 和 S 之间的逐元素乘积,如式(6)所示。

$$Y = X \cdot S \quad (6)$$

逐元素乘积操作能够有效地将原始特征与注意力机制提取的权重相结合,从而突出最具代表性的特征,抑制噪声和无关信息。经过 LSK 模块处理后的特征图将具有更高的辨识度和判别能力,有助于提高模型在各种视觉任务中的表现。

2) SPPF-LKSA 模块

鉴于无人机在执行绝缘子检测任务时易受到诸如地理环境多样性、多变天气条件、光线强弱及拍摄视角变化等多重因素的显著影响,本研究对 YOLOv8 的主干网络架构进行了策略性改进,如图 4 所示,在其快速金字塔池

化(spatial pyramid pooling fast, SPPF)模块中创新性地嵌入了大型可分离核注意力机制(large separable kernel attention, LSKA)。LSKA 凭借大范围可分离卷积核与空间扩张卷积的联合运用,有效捕获了丰富的图像上下文信息,进而在生成的高辨识度注意力图指导下,对原始特征实施加权调整,确保网络能更精准地聚焦于对检测任务至关重要的特征,从而推动模型性能的显著提升。该方法不仅深化了 SPPF 模块在跨尺度特征融合方面的效能,也为应对复杂检测环境下的绝缘子识别任务提供了强有力的算法支撑。

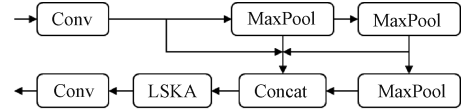


图 4 SPPF-LSKA 结构

Fig. 4 Structure of SPPF-LSKA

1.2 颈部网络

1) GhostConv

为了优化改进型 YOLOv8 模型的部署效率,并在确保高性能的同时减轻模型负担,本研究使用了幻影卷积(GhostConv)策略替换部分传统卷积,以显著降低模型参数量,实现轻量化部署。本研究将模型颈部网络中的传统卷积替换为 GhostConv,旨在促进模型轻量化,从而加速检测过程,提升实时性与资源利用率。GhostConv 技术独特之处在于其两阶段处理流程,如图 5 所示。

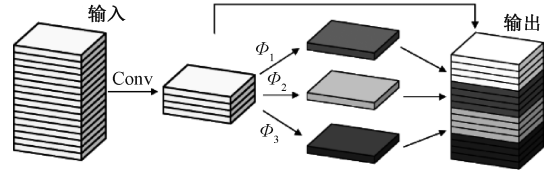


图 5 GhostConv 结构

Fig. 5 Structure of GhostConv

首先利用基本卷积操作高效提取特征图,捕获输入数据的关键信息;随后通过一种成本低廉的线性变换机制生成新的冗余特征图,新的冗余特征图与原始特征图相结合,共同构成了最终的输出。GhostConv 的结构设计巧妙地避免了对额外卷积层的依赖,实现了计算资源的大幅节省。与传统方法相比,极大地提升了网络的计算效率与运行速度。此创新性集成不仅维持了模型的检测精度,还为实际应用,尤其是在资源受限环境下的快速部署,奠定了坚实的基础。

2) 注意力机制

在小目标检测任务中,通过不同的卷积信道提取目标的不同特征将导致太多的训练资源被用于无小目标区

域,从而导致网络的训练效率低下,为了解决这一问题,本文将 YOLOv8 的颈部网络中添加了通道混洗注意力机制^[22](shuffle attention, SA),模型获得了更强的全局特征理解力,强化了模型对关键信息,特别是对小目标的聚焦能力。

SA 模块巧妙融合通道与空间注意力机制的优点,首先将输入特征图分割为多个子集,随后对这些子集独立执行细致的注意力计算过程,旨在深度挖掘各子集内的特征相关性。计算完成后,再将这些经过增强的子集合并,重构成输出特征图。这一分而治之的策略,不仅增强了模型对全图范围内特征交互的敏感度,还通过结构化的重组提升了特征的有效利用。

2 实验与分析

2.1 数据集

本次研究中,使用了公共数据集“绝缘子缺陷图像数据集”^[23](The insulator defect image dataset, IDID),共有 1 600 张高分辨率绝缘子图像,包含 insulator、Broken 和 Flashover damage 三类标签。为了使模型了解更多的绝缘子特征,进行了色彩空间转换,改变图片的色调、饱和度和曝光度等数据增强操作来扩展数据集,从而得到 3 076 张绝缘子图像,先抽取 20% 的图像样本作为独立的测试集合,余下的数据按 8:2 的比例进一步划分成训练集与验证集。

2.2 模型评估

在目标检测领域的研究中,评估模型检测性能的指标具有特殊的重要性。针对模型复杂度这一维度,本研究采纳了两个核心度量标准参数用以衡量空间复杂度,反映模型存储需求的大小;浮点运算量则用于评估时间复杂度,揭示模型运行过程中计算资源的消耗情况。此二者共同构成了评估模型效率与部署可行性的重要依据。对于算法准确性的评估,本研究选取了 IoU 阈值取 0.5 平均精确率均值(mAP)作为关键性能指标。

平均精准率由准确率(Precision)与召回率(Recall)决定,是衡量模型算法在每个类别上的检测好坏的直观标准。如式(7)所示。

$$Precision = \frac{T_p}{T_p + F_p} \times 100\% \quad (7)$$

式中: T_p 为图片中正确预测物体的数量; F_p 为图片中错误预测物体的数量。

召回率如式(8)所示。

$$Recall = \frac{T_p}{T_p + F_n} \times 100\% \quad (8)$$

以召回率为横坐标,每个召回率对应的查准率最大

值为纵坐标,绘制 Precision-Recall 曲线,对曲线取积分求曲线下面积即为 AP 值。而平均精确率均值是对所有类别的平均精确率取平均得到的。平均精确率均值越高,代表算法的性能越好,如式(9)、(10)所示。

$$AP = \int_0^1 P(r) dr \quad (9)$$

$$mAP = \frac{1}{C} \sum_{k=0}^C AP_k \quad (10)$$

2.3 模型训练

模型训练及评估使用的 CPU 为 Intel(R) Xeon(R) Gold 6130 CPU @ 210 GHz, GPU 为 NVIDIA GeForce RTX 3090,深度学习框架为 pytorch2.1.2。使用分辨率为 640×640 的样本图像,选择 Adam 作为网络的优化方式,每个批次训练 32 张图片。前 3 个 epoch 使用学习率为 0.1 的预热学习策略,之后的初始学习率为 0.01,并采用余弦退火学习率衰减策略。训练共进行 150 个 epoch,每个 epoch 的学习率逐渐降低,以提高模型的稳定性和性能。

2.4 结果分析

1) 对比实验

为直观表现本研究方法对绝缘子缺陷图像的检测结果,将本研究方法与现阶段常用的目标检测方法进行对比,对比方法包括 Faster R-CNN、Retinanet、SSD、RTDETR、YOLOv5、SEP-YOLOv8^[24]、MDH-YOLOv8^[25]、YOLOv8,结果如表 1 所示。实验结果表明,YOLO 系列模型在检测性能上整体优于其他主流算法,其中双阶段目标检测网络 Faster R-CNN、RTDETR 在模型参数量上却远超过单阶段目标检测网络,在无人机电力线巡检中应用是不切实际的。SSD 作为常用的单阶段目标检测网络,检测精度最低,mAP@0.5 仅为 53.1%且运算复杂。而在基于 YOLO 系列改进的算法中,本研究方法在正常绝缘子、破损绝缘子以及闪络缺陷检测的准确率和 mAP@0.5 指标上均优于 YOLOv5、SEP-YOLOv8、MDH-YOLOv8 和 YOLOv8,展现出更优越的检测性能。

2) 消融实验

为了验证本研究方法的有效性,故在 YOLOv8 模型的基础上,基于 IDID 数据集,开展消融实验,表中“√”的位置表明采取了这种改进策略,每组实验使用相同的超参数以及训练方式,实验结果如表 2 所示。

实验 1 为未经改进的原始 YOLOv8 模型在输电线路绝缘子设备缺陷检测测试数据集上的基准表现。在实验 4 将 YOLOv8 的基础主干网络替换为创新的 LSKNet,并集成 SPPF-LSKA 模块,显著增强了模型跨尺度特征融合的能力,mAP@0.5 提升了 3.6%,同时分类准确率提高了 2.6%。值得注意的是,当实验 5 引入 SA 模块可以

表 1 绝缘子缺陷检测各种模型性能对比

Table 1 Performance comparison of various insulator defect detection models

模型	AP/%			mAP@ 0. 5/%	参数量/(×10 ⁶)	浮点数/GFLOPs
	正常	破损	闪络			
Faster-R-CNN	0. 971	0. 67	0. 531	0. 658	72. 3	26. 8
RTDETR	0. 974	0. 503	0. 4	0. 559	41. 5	14. 10
Retinanet	0. 916	0. 627	0. 471	0. 605	36. 37	145. 36
SSD	0. 965	0. 481	0. 347	0. 531	25. 6	33. 6
YOLOv5	0. 98	0. 916	0. 833	0. 87	10. 55	7. 1
SEP-YOLOv8	0. 987	0. 953	0. 868	0. 904	3. 2	3. 2
MDH-YOLOv8	0. 991	0. 943	0. 882	0. 92	18. 8	28. 6
YOLOv8	0. 984	0. 944	0. 874	0. 887	10. 4	7. 2
本研究方法	0. 991	0. 979	0. 914	0. 931	22. 08	18. 6

表 2 本研究方法的消融实验结果比较

Table 2 Comparison of ablation experimental results of the methods presented in this paper

实验	LSKNet	LKSA	Shuffle Attention	GhostConv	AP/%			mAP@ 0. 5/%	参数量/(×10 ⁶)	浮点数/GFLOPs
					正常	破损	闪络			
1	×	×	×	×	0. 984	0. 944	0. 874	0. 887	10. 41	7. 2
2	√	×	×	×	0. 991	0. 965	0. 929	0. 928	21. 07	18. 4
3	×	√	×	×	0. 983	0. 935	0. 877	0. 877	11. 38	8. 3
4	√	√	×	×	0. 99	0. 968	0. 92	0. 923	23. 5	20
5	√	√	√	×	0. 994	0. 957	0. 92	0. 93	23. 5	20
6	√	√	√	√	0. 991	0. 979	0. 914	0. 931	22. 08	18. 6

使模型更加关注目标的关键特征,且并未在模型结构层面增添额外的神经网络或参数量,在确保了模型推理速度稳定的基础上提升了对输入图像特征提取的能力,有效提高了模型的鲁棒性。实验 6 将颈部网络的部分常规卷积替换为 GhostConv 后,使模型在浮点计算量上压缩为原来的 93%,参数量压缩为原来的 93. 9%,并且绝缘子缺陷中破损情况的检测精度提升了 2. 2%,改进的模型在检测精度方面并没有因为为参数量和浮点运算量的减少而降低,说明 GhostConv 在减少模型复杂度的同时,增强模型的表达能力。汇总上述 4 项改进措施,结果显示综合应用这些策略能实现最优性能提升:检测精度可达到 96. 2%,同时 mAP@ 0. 5 时达到 93. 1%,充分满足了绝缘子图像高精度检测的应用需求,有效地实现了复杂背景下小目标的精确检测。本研究方法 与 YOLOv8 在不同评价指标上随迭代次数的性能变化如图 6 所示。在准确率变化曲线中,两种算法在初始训练阶段的准确率波动较大。经过约 20 次迭代后,本研究方法的准确率增速开始超越 YOLOv8,并在后续训练过程中始终保持高于 YOLOv8,至训练结束,本研究方法的准确率达约 0. 99,而 YOLOv8 为约 0. 98。在召回率变化曲线中,本研究方法在整个训练过程中召回率均高于 YOLOv8,表明其在正样本捕捉方面具有更强的表现,至训练结束,本研究方法的召回率约为 0. 88,而 YOLOv8 约为 0. 83。对于平均精确度 mAP@ 0. 5,本研究方法在训练中后期的表现同样

优于 YOLOv8,且 mAP@ 0. 5 逐渐趋于稳定并始终领先。在约第 75 轮时,本研究方法的 mAP@ 0. 5 达到约 0. 9,而 YOLOv8 约为 0. 8,训练结束时,本研究方法和 YOLOv8 的 mAP@ 0. 5 分别为约 0. 93 和 0. 88。

在 mAP@ 0. 5 : 0. 95 的变化曲线中,本研究方法在整个训练过程中均显著优于 YOLOv8,表明其不同 IoU 阈值下的整体表现更佳。至训练结束,本研究方法的 mAP@ 0. 5 : 0. 95 达约 0. 74,而 YOLOv8 约为 0. 65。综上所述,从准确率、召回率以及平均精度均值来看,本研究方法在整体性能上优于 YOLOv8,尤其在模型收敛速度和最终性能指标上表现更为优越。

3) 结果可视化

为了直观展示本研究方法的检测效果,图 7 所示为 YOLOv8 和本研究方法在实况拍摄下、昏暗背景以及复杂背景拍摄下的检测表现,同时利用算法模拟下雨、雾霾及强光环境下的场景,以测试模型在多种自然环境中的检测性能,从而验证其在真实应用场景中的适应能力。

图 7 (a) 中简单环境下对绝缘子自爆缺陷的实时检测精度仅为 39. 3%,表明 YOLOv8 对小目标缺陷的提取能力较弱;相比之下,本研究方法以 80%较高的精度精准定位出绝缘子,且缺陷检测精度为 63%,实现了对绝缘子特征的有效提取。图 7 (b) 显示,YOLOv8 在昏暗背景下对破损缺陷的检测准确率仅为 83%,本研究方法不仅以

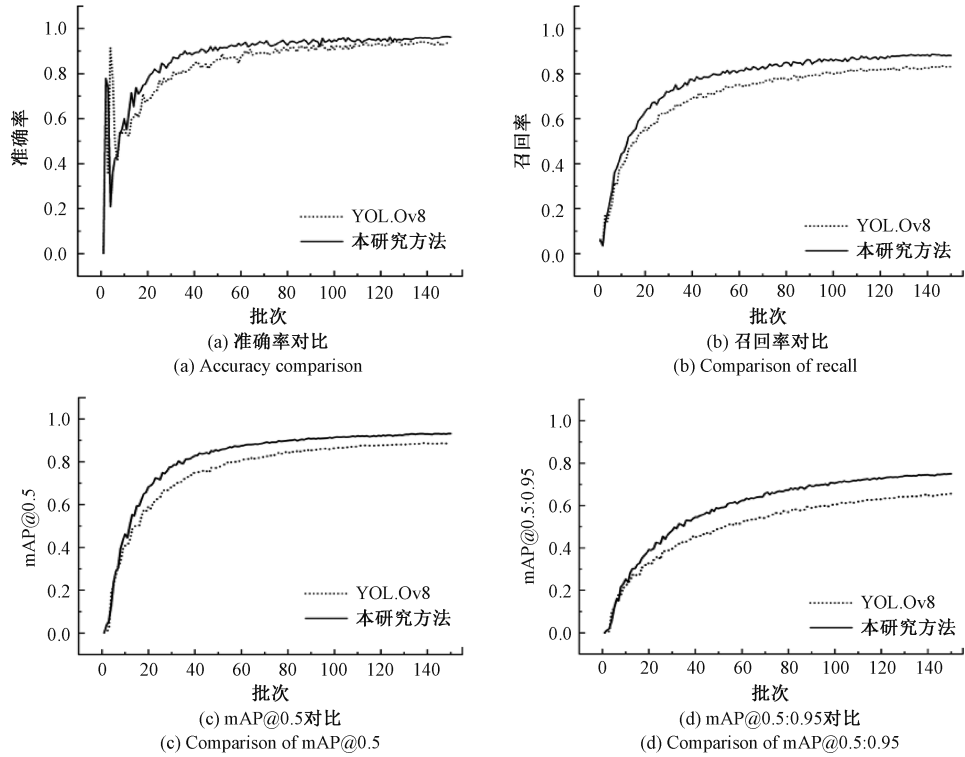


图 6 评价指标对比
Fig. 6 Comparison of evaluation indicators

高达 92% 的准确率定位出绝缘子位置,更是以 88% 的准确率检测出绝缘子破损的小目标缺陷。图 7(c) 中复杂背景下 YOLOv8 出现了误检的情况(如黄色框选中范围),是由于背景中塔杆的色彩与绝缘子接近,干扰了模型的判断,而本研究方法对于这种低对比度以及复杂背景下的检测效果表现更好,如图 8(c) 所示,未出现误检,以 95% 的高精度定位出绝缘子,并且对破损缺陷检测准确率高达 88%。

图 7(d)~(f) 为不同环境条件下(分别为下雨、雾霾和强光背景) YOLOv8 与本研究方法的检测可视化结果对比。尽管图像质量受到环境因素的影响,本研究方法依然表现了优越的检测性能。图 7(d) 中 YOLOv8 出现了闪络绝缘子的误检情况(如黄色框选中范围),而本研究方法并未出现误检,相较于未改进的模型,破损缺陷绝缘子的检测准确率有效提高 1.3%。尤其是在强光环境下,如图 7(f) 所示, YOLOv8 对破损缺陷绝缘子的准确率低至约 50%,而本研究方法依旧保持超过 80% 的高精度检测率。结果表明,本研究方法能够有效适应多种自然环境,具有更强的适应性和鲁棒性。

4) CPLID 数据集对比实验
为进一步验证本研究方法的泛化能力,本研究同时在中国电力线绝缘子数据集(chinese power line insulator dataset, CPLID)上与其他目标检测模型进行了性能对

比,实验结果如表 3 所示。

表 3 绝缘子缺陷检测各种模型性能对比
Table 3 Performance comparison of various models for insulator defect detection

模型	AP/%		mAP@0.5/%
	正常	破损	
Faster-R-CNN	0.428	0.456	0.233
RTDETR	0.530	0.650	0.342
Retinanet	0.560	0.60	0.524
SSD	0.643	0.577	0.461
YOLOv5	0.903	0.967	0.935
SEP-YOLOv8	0.917	0.986	0.951
MDH-YOLOv8	0.912	0.981	0.946
YOLOv8	0.896	0.989	0.943
本研究方法	0.943	0.994	0.968

CPLID 数据集由无人机在实际电力线路巡检过程中采集,涵盖正常绝缘子和缺陷绝缘子图像共 848 张,具有高度的场景真实性与复杂性,为了增强模型对绝缘子特征的学习能力,将数据集扩增至 2 234 张图像,从而加强样本多样性并丰富特征空间。可以看出本研究方法在 CPLID 数据集的表现优于现阶段的主流算法,与 YOLO 系列的检测模型相比,本研究方法在检测绝缘子缺陷方面表现出显著的优势,在实际电力线路巡检任务中具有更强的适应性和应用前景。

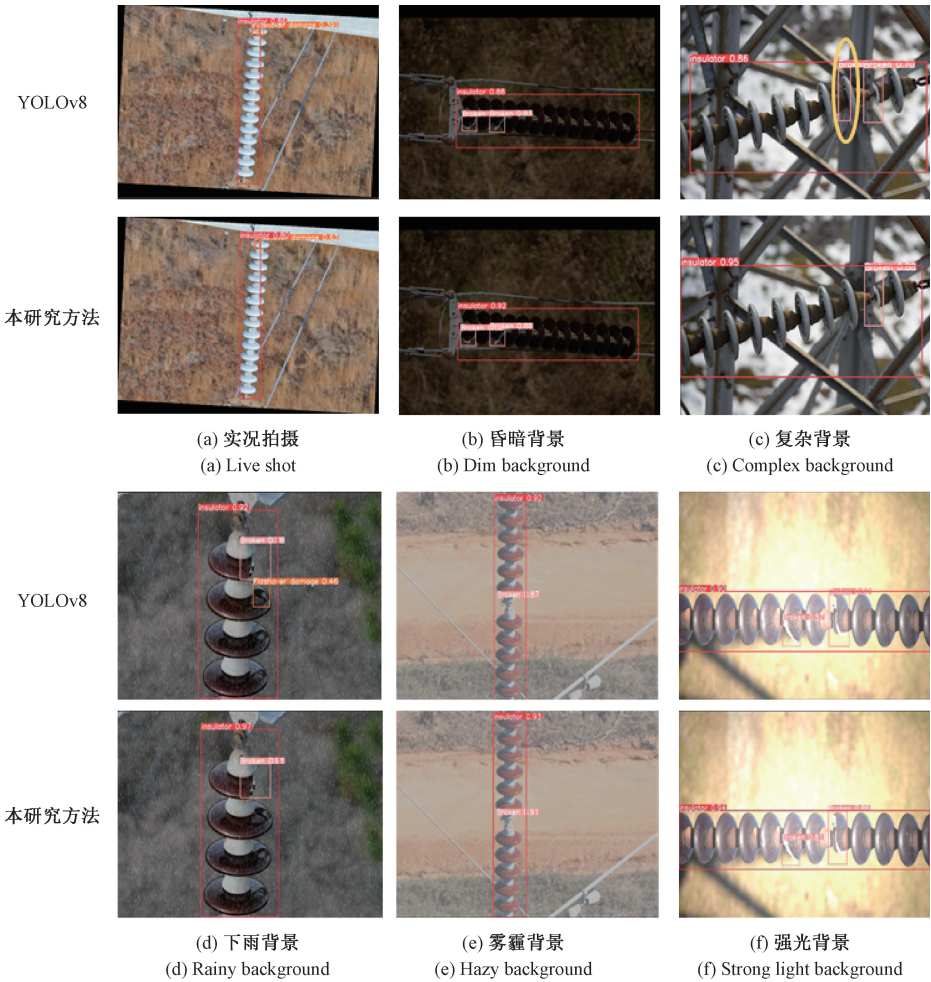


图 7 YOLOv8 与本研究方法在不同环境下的检测效果

Fig. 7 Detection effect of YOLOv8 and improved model in different backgrounds

3 结 论

考虑到输电线路绝缘子缺陷检测过程中目标小、分布零散、易受背景及噪音干扰等问题,本研究提出并改进了一种基于 YOLOv8 的输电线路绝缘子缺陷检测模型。引入了 LSKNet 代替原网络结构,使模型能够根据不同目标的特性自适应地选取和调整卷积核的大小,显著增强了对复杂场景下缺陷识别的鲁棒性。提出了 LSKA-SPPF 模块,该模块通过融合全局上下文信息,为缺陷检测提供了更为精细的特征表示。此外,对颈部网络结构注入 SA 注意力机制,强化了对小目标的聚焦能力,同时将其部分常规卷积层替换为 GhostConv,有效减少了模型的参数量和计算负担。与现有模型相比,本研究所提出的模型展现出更高的准确性,且在复杂环境下表现出更强的适应能力。下一步工作计划将关注本研究方法的通用性,改进后的模型结构展现出良好的扩展性,为今后的研究和

实际应用提供了广阔的探索空间。未来的工作将专注于扩展数据集中的缺陷种类,从而进一步提升模型的适用性和泛化能力,以实现对各类缺陷更高效的检测。

参考文献

[1] 江秀臣, 刘亚东, 傅晓飞, 等. 输配电设备泛在电力物联网建设思路与发展趋势[J]. 高电压技术, 2019, 45(5): 1345-1351.
JIANG X CH, LIU Y D, FU X F, et al. Construction ideas and development trends of ubiquitous power Internet of things of transmission and distribution equipment [J]. High Voltage Technology, 2019, 45(5): 1345-1351.
[2] YAN D. Research and application status of industrial robot control system [C]. International Conference on Mechanical, Control and Computer Engineering (ICMCCE), 2018: 16-20.
[3] ZHAO ZH Q, ZHENG P, XU SH T, et al. Object detection with deep learning: A review[J]. IEEE Trans Neural New Learn Syst, 2019, 30(11): 3212-3232.

- [4] PEI SH T, LIU Y P, JI X X, et al. UV flashover evaluation of porcelain insulators based on deep learning [J]. IET Science, Measurement & Technology, 2018, 12 (6): 770-776.
- [5] XIAO Y Z, TIAN ZH Q, YU J CH, et al. A review of object detection based on deep learning [J]. Multimedia Tools and Applications, 2020, 79: 23729-23791.
- [6] 律方成, 刘杰, 石鹏, 等. 复合绝缘子故障检测方法的有效性分析 [J]. 高压电器, 2013, 49(5): 95-100.
LYU F CH, LIU J, SHI P, et al. Effectiveness analysis of composite insulator fault detection method [J]. High Voltage Electrical Apparatus, 2013, 49(5): 95-100.
- [7] 刘开培, 李博强, 秦亮, 等. 深度学习目标检测算法在架空输电线路绝缘子缺陷检测中的应用研究综述 [J]. 高电压技术, 2023, 49(9): 3584-3595.
LIU K P, LI B Q, QIN L, et al. Application of deep learning object detection algorithm in insulator defect detection of overhead transmission lines [J]. High Voltage Technology, 2023, 49(9): 3584-3595.
- [8] 谭兴华, 陈瑞斌, 丁卫东, 等. 基于改进卷积神经网络的电气绝缘子放电无损检测 [J]. 自动化与仪表, 2023, 38(4): 88-91, 97.
TAN X H, CHEN R B, DING W D, et al. Nondestructive testing of electrical insulator discharge based on improved convolutional neural networks [J]. Chinese Automation and Instrumentation, 2023, 38(4): 88-91, 97.
- [9] 赵珊, 郑爱玲, 刘子路, 等. 通道分离双注意力机制的目标检测算法 [J]. 计算机科学与探索, 2023, 17(5): 1112-1125.
ZHAO SH, ZHENG AI L, LIU Z L, et al. Object detection algorithm based on channel separation dual attention mechanism [J]. Computer Science and Exploration, 2023, 17(5): 1112-1125.
- [10] 伊欣同, 单亚峰. 基于改进 Faster R-CNN 的光伏电池内部缺陷检测 [J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(1): 40-47.
YI X T, SHAN Y F. Internal defect detection of photovoltaic cells based on improved faster R-CNN [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(1): 40-47.
- [11] PANG J, CHEN K, SHI J, et al. Libra R-CNN: Towards balanced learning for object detection [C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 821-830.
- [12] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single shot multibox detector [C]. Proceedings of the European Conference on Computer Vision, 2016: 21-37.
- [13] HE M, QIN L, DENG X L, et al. MFI-YOLO: Multi-fault insulator detection based on an improved YOLOv8 [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2024, 39(1): 168-179.
- [14] 赵振兵, 王帆帆, 刘良帅, 等. 基于注意力特征融合 YOLOv5 模型的无人机输电线路航拍图像金具检测方法 [J]. 电测与仪表, 2023, 60(3): 145-152.
ZHAO ZH B, WANG F F, LIU L SH, et al. Detection method of aerial images of UAV transmission lines based on attention feature fusion YOLOv5 model [J]. Electrical Measurement and Instrumentation, 2023, 60(3): 145-152.
- [15] 曹红燕, 沈小林, 刘长明, 等. 改进的 YOLOv3 的红外目标检测算法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(8): 188-194.
CAO H Y, SHEN X L, LIU CH M, et al. Infrared target detection algorithm based on improved YOLOv3 [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(8): 188-194.
- [16] 张恒, 程成, 袁彪, 等. 基于 YOLOv5-EA-FPNs 的芯片缺陷检测方法研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(5): 36-45.
ZHANG H, CHENG CH, YUAN B, et al. Research on chip defect detection method based on YOLOv5-EA-FPNs [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(5): 36-45.
- [17] LIN T Y, GOYAL P, GIRSHICK R, et al. Focal loss for dense object detection [C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 2980-2988.
- [18] 胡晨龙, 裴少通, 刘云鹏, 等. 基于 LEE-YOLOv7 的输电线路边缘端实时缺陷检测方法 [J]. 高电压技术, 2024, 50(11): 5047-5057.
HU CH L, PEI SH T, LIU Y P, et al. Real-time defect detection method of transmission line edge based on LEE-YOLOv7 [J]. High voltage technology, 2024, 50(11): 5047-5057.
- [19] WANG C Y, BOCHKOVSKIY A, LIAO H Y, et al. YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors [C]. 2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), IEEE, 2023: 7464-7475.
- [20] 彭继慎, 孙礼鑫, 王凯, 等. 基于模型压缩的 ED-YOLO 电力巡检无人机避障目标检测算法 [J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(10): 161-170.
PENG J SH, SUN L X, WANG K, et al. Obstacle avoidance target detection algorithm for ED-YOLO power inspection uav based on model compression [J]. Chinese

Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(10): 161-170.

[21] ZHANG Q L, YANG Y B. SA-Net: Shuffle attention for deep convolutional neural networks[J]. IEEE International Conference on Acoustics, 2021, 30(1): 2235-2239.

[22] JIANG T, HOU X, WANG M. Insulator defect detection based on the cdder-YOLOv8 algorithm[J]. International Journal of Computational Intelligence Systems, 2024, 17(1): 245.

[23] 韦柳梅, 罗雪梅, 康健. 改进 YOLOv8 的航拍图像小目标检测算法[J/OL]. 计算机工程与科学, 1-13 [2024-09-30]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/43.1258.TP.20240829.1619.002.html>.

WEI L M, LUO X M, KANG J. Improved YOLOv8 aerial image small target detection algorithm [J/OL]. Computer Engineering and Science, 1-13 [2024-09-30]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/43.1258.TP.20240829.1619.002.html>.

[24] 朱彦, 张月霞. SEP-YOLO: 基于 YOLOv8 改进的道路目标检测算法[J/OL]. 计算机应用与软件, 1-8 [2024-09-30]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1260.tp.20240829.1140.002.html>.

ZHU Y, ZHANG Y X. SEP-YOLO: Road object detection algorithm improved based on YOLOv8[J/OL]. Computer Applications and Software: 1-8 [2024-09-30]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1260.tp.20240829.1140.002.html>.

[25] TAO X, ZHANG D P, WANG Z H, et al. Detection of power line insulator defects using aerial images analyzed with convolutional neural networks[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2020, 50(4): 1486-1498.

作者简介



苏怡萱, 2022 年于上海电力大学获得学士学位, 现为桂林电子科技大学硕士研究生, 主要研究方向为智能检测。
E-mail: syxuan33@foxmail.com



李智, 1987 年于东南大学获得学士学位, 1993 于上海理工大学获得硕士学位, 2003 年于电子科技大学获得博士学位, 现为教授, 博士生导师, 主要研究方向为自动测试总线与系统。
E-mail: cclizhi@guat.edu

Li Zhi received his B. Sc. degree from Southeast University in 1987, M. Sc. degree from the University of Shanghai for Science and Technology in 1993, and Ph. D. degree from the University of Electronic Science and Technology of China in 2003. Now he is a professor and Ph. D. supervisor. His main research interest includes automated test buses and systems.



盘书宝 (通信作者), 2022 年于桂林电子科技大学获得博士学位, 现为桂林航天工业学院高级工程师, 主要研究方向为智能检测。
E-mail: panshubao@guat.edu.cn

Pan Shubao (Corresponding author), received his Ph. D. degree from Guilin University of Electronic Technology in 2022. Now he is a senior engineer at Guilin Aerospace Industry College. His main research interest includes intelligent detection.