DOI:10.14188/j.1671-8844.2025.0217　　文章编号:1671-8844(XXXX)XX-0001-12

基于多尺度注意力和可切换空洞卷积绝缘子缺陷检测

李佳雯,尹向雷,周欢婷,肖沭苗

(陕西理工大学电气工程学院,陕西 汉中 723001)

摘要:针对于复杂背景下的绝缘子缺陷小目标存在漏检,误检等问题,提出基于高效多尺度注意力和可切换空洞卷积的绝缘子缺陷检测方法。首先,在YOLOv8s算法的基础上利用高效多尺度注意力设计了C2f_EMA,使网络能够有效提取小目标缺陷的特征信息;其次,加入一个小目标检测图层能够调整感受野大小,使网络关注绝缘子缺陷小目标的特征;最后,利用可切换空洞卷积替换标准卷积,以捕获更大范围的上下信息,来获取不同种类的绝缘子尺度特征信息,增强模型对尺度变化的鲁棒性。实验结果表明,与基准算法YOLOv8s相比,改进后的算法mAP为94.2%,提升了4.2%,mAP50:95为68.7%,提升了3.2%。该方法能够有效地检测复杂背景下的绝缘子多种类缺陷。

关键词:绝缘子缺陷;高效多尺度注意力;小目标检测层;可切换空洞卷积

中图分类号:TP391.41　**文献标志码:**A

Insulator defect detection based on efficient multi-scale attention and switchable atrous convolution

Li Jiawen, Yin Xianglei, Zhou Huanting, Xiao Shumiao

(College of Electrical Engineering, Shaanxi University of Technology, Hanzhong 723001, Shaanxi, China)

Abstract: Aiming at the problems of missed detection and false detection of small targets of insulator defects under complex background, an insulator defect detection method based on efficient multi-scale attention and switchable dilated convolution is proposed. Firstly, C2f_EMA is designed based on the YOLOv8s algorithm using efficient multi-scale attention, so that the network can effectively extract the feature information of small target defects; secondly, adding a small target detection layer can adjust the receptive field size, so that the network can focus on the features of small targets of insulator defects; finally, the standard convolution is replaced by switchable dilated convolution to capture a larger range of up and down information to obtain different types of insulator scale feature information and enhance the model′s robustness to scale changes. Experimental results show that compared with the baseline algorithm YOLOv8s, the improved algorithm has a mAP of 94.2%, an increase of 4.2%, and a mAP50:95 of 68.7%, an increase of 3.2%. This method can effectively detect multiple types of insulator defects under complex backgrounds.

收稿日期:XXXX-XX-XX

作者简介:李佳雯(1999-),女,硕士研究生,主要从事计算机视觉及深度学习在电力系统的研究,E-mail:1589916749@qq.com

通信作者:尹向雷(1977-),男,副教授,硕士生导师,主要从事目标检测及跟踪、机器视觉在电力系统中的应用方面的研究,E-mail: thunder@snut.edu.cn。基金项目:国家自然科学基金面上项目资助(编号:62176146);陕西省教育厅重点科学研究计划项目资助(编号:20JS018);陕西理工大学人才启动专项资助(编号:SLGRC-QD2114)

本文引用格式:李佳雯,尹向雷,周欢婷,等.基于多尺度注意力和可切换空洞卷积绝缘子缺陷检测[J].武汉大学学报(工学版),XXXX,XX(XX):1-12.

Citation: Li Jiawen, Yin Xianglei, Zhou Huanting, et al. Insulator defect detection based on efficient multi-scale attention and switchable atrous convolution[J].Engineering Journal of Wuhan University,XXXX,XX(XX):1-12.

Key words: Insulator defect; Efficient Multi-Scale Attention; Small object detection layer; Switchable Atrous Convolution

随着电网现代化、智能化、信息化建设的不断推进,国家电网致力于建设新型电力系统,促进人工智能技术和智能电网的深度结合,智能巡检得到了迅速的发展[1]。绝缘子作为输电线路中最重要的部件之一,用于隔离和支撑导线。由于绝缘子长期暴露于户外,受极端自然环境影响会导致绝缘子产生破损、掉串、闪络等各种缺陷,严重地危害到电力系统的可靠运行[2]。因此,对绝缘子缺陷进行检测是十分有必要的。绝缘子航拍图像中的背景通常非常复杂,绝缘子常常与电线、塔架、植被、建筑物等多种物体混杂在一起,背景干扰严重,导致绝缘子及其缺陷的提取和定位变得困难。其次,绝缘子缺陷与绝缘子串相比,目标尺度更小,且缺陷区域的特征往往不够明显,绝缘子缺陷检测任务面临诸多挑战[3]。

近年来,随着计算机视觉和深度学习技术的迅速发展,大量学者对绝缘子及其缺陷检测算法进行了深入研究和改进,使其逐渐成为该领域的主流方法。针对于复杂背景下的绝缘子缺陷小目标检测难题,文献[4]针对绝缘子缺陷检测存在目标过小、遮挡、背景复杂等难题,基于YOLOv7算法集成GAM(Global Attention Mechanism)[5]注意力机制增强特征提取能力,采用Ghost SPPCSPC结构减少参数冗余,并引入Efficient IOU Loss[6]提升检测精度,但该方法难以有效捕捉全局特征信息,在不同环境条件下的性能波动较大,模型泛化性能低。文献[7]提出一种改进的YOLOX-s算法,融合坐标注意力机制和多尺度深度可分离卷积,增强定位精度和小目标特征提取,并用Shuffleunit替换CBS结构实现模型压缩,提升了绝缘子缺陷检测性能,但未考虑复杂背景对绝缘子缺陷检测的影响,被遮挡的目标检测精度不高。文献[8]考虑云-边-端协同架构以及极端恶劣天气对绝缘子缺陷检测的影响,以RT-DETR为基线,采用EMO(Efficient MOdel)[9]模型作为主干,设计轻量级特征交互与跨尺度融合模块,构建高效编码器。该方法模型大小与计算量大幅度减少,但平均检测精度却没有基准检测模型高,比基准算法低0.7%。文献[10]针对于参数量大、绝缘子缺陷变化尺度大的问题,提出GER-YOLO算法用C2fGhostV2模块减少参数量和计算量,引入EMA(Efficient Multi-Scale Attention)[11]网络挖掘特征信息,并设计C2fRFE模块捕获长程信息,提升多尺度检测能力,但该方法绝缘子缺陷检测精确度没有基准算法高。文献[12]针对航拍绝缘子故障占比小、背景复杂导致的检测率低问题,提出一种改进Cascade R-CNN方法,骨干网络引入可变形卷积增强几何特征学习能力,检测头采用平衡损失函数优化难易样本训练,但模型参数庞大,计算量大,难以完成绝缘子缺陷的实时检测。文献[13]提出PL-MFSSD模型,采用深度可分离卷积提升效率,在Conv_fc7和Conv8_2层进行多尺度特征融合,并引入残差网络缓解梯度消失,但该方法只针对绝缘子自爆这一种缺陷。

尽管上述方法在绝缘子缺陷检测中取得了一些成果,绝缘子缺陷检测是电力系统运维中的重要任务,漏检或误检都会导致电网故障,需高精度确保可靠性;其次大规模的电力巡检面对的绝缘子数量庞大,效率直接影响运维成本,如何平衡检测检测精度和模型大小成为绝缘子缺陷检测的一个重要任务。针对以上问题提出绝缘子缺陷检测方法YOLOv8-EPS,主要贡献如下:针对复杂背景的绝缘子航拍图中绝缘子缺陷特征难以提取的问题,在YOLOv8的C2f(CSP Bottleneck with 2 convolutions)模块中融入EMA,使模型能够在更加关注绝缘子缺陷,提高模型的特征提取能力;由于绝缘子缺陷目标小、分辨率低、特征不明显,容易造成漏检,而YOLOv8中深层特征信息会导致目标丢失,通过增加P2检测层保留高分辨率特征从而降低漏检率;针对于绝缘子不同缺陷尺度变化较大,可切换空洞卷积[14](Switchable Atrous Convolution,SAConv)允许卷积层根据特征自适应的选择适当的空洞率,有助于模型更好的处理同一图像的不同尺度特征,能够有效解决多种类的绝缘子缺陷。最后对改进的算法进行实验验证,以证明本文所改进的算法可以有效解决复杂背景下的绝缘子多种类缺陷。

1 算法设计

1.1 基准算法YOLOv8模型结构

YOLO[15]算法凭借其快速、准确、轻量化的特点,成为目标检测领域的主流算法之一。实时性、端到端优化、以及良好的通用性,使其在实际应用中表现卓越。绝缘子缺陷检测需要平衡检测检测

精度和模型大小,YOLOv8[16]兼顾速度与精度实现性能平衡。YOLOv8网络结构图如图1所示,包括主干网络(Backbone),颈部网络(Neck)以及头部网络(Head)。Backbone用于图像特征提取,包含卷积层(Conv)、C2f模块和SPPF(Spatial Pyramid Pooling-Fast)结构;Neck是由PAN-FPN[17][18]构成,进行特征融合;Head解耦头结构将分类与检测头分离,负责完成检测和分类任务。YOLOv8在YOLOv5[19]和YOLOv7[20]的基础上进行了优化,其骨干Backbone和Neck结构上的改进主要借鉴了YOLOv7的ELAN(Efficient Layer Aggregation Networks)设计思想,并在此基础上对YOLOv5中的C3模块进行了替换,使用了C2f模块,以增强网络的特征学习和梯度流动。YOLOv8模型根据不同的计算能力和应用需求,提供了从小到大的五个版本n、s、m、x、l,而YOLOv8s是模型较小且精度较高的模型。因此选择YOLOv8s作为基准算法,在此基础上进行改进使其满足快速准确地识别绝缘子缺陷的任务。

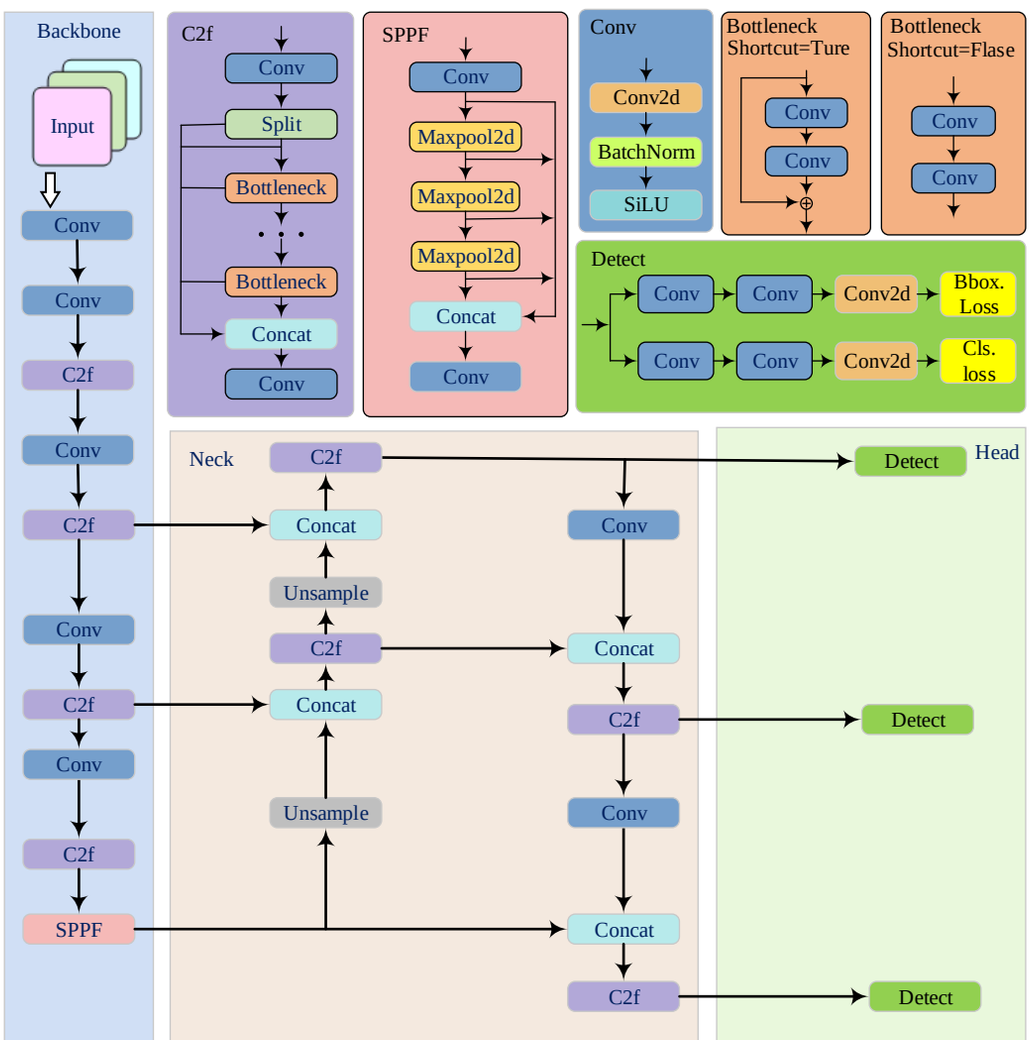


图1 YOLOv8s网络结构图

Fig.1 Network structure diagram of YOLOv8s

1.2 基准算法YOLOv8模型结构

改进后的算法YOLOv8-EPS的结构图如图2所示,YOLOv8-EPS是在YOLOv8s的基础上进行改进,虚线框为本文所改进的地方。首先,绝缘子缺陷检测由于绝缘子航拍图背景复杂导致特征信息难以提取,影响检测精度。在YOLO算法中,Backbone负责特征提取,通过在Backbone的C2f中引入EMA模块构成C2f_EMA可以提高网络捕捉绝缘子缺陷细节信息,从而增强网络的特征提取能力。EMA模块通过多分支结构和注意力机制来增强特征表达的能力,其中,多个分支来提取不同的尺度的特征;注意力机制包括通道注意力和空间注

意力提高模型对目标区域的聚焦能力、增强模型对绝缘子缺陷重要特征的表达能力。其次,针对航拍图中绝缘子缺陷目标小且分辨率低造成的漏检通过加入小目标检测层可以捕获更多细节信息,提高模型对小目标的检测能力,非常适用于绝缘子的缺陷检测任务。由于绝缘子缺陷包含了很多种类且一张航拍图可能包含了多种缺陷,SAConv使模型根据输入特征动态的调整卷积,从而适应不同的目标尺度。新的网络结构提高了多种类的绝缘子缺陷检测的准确性和鲁棒性。

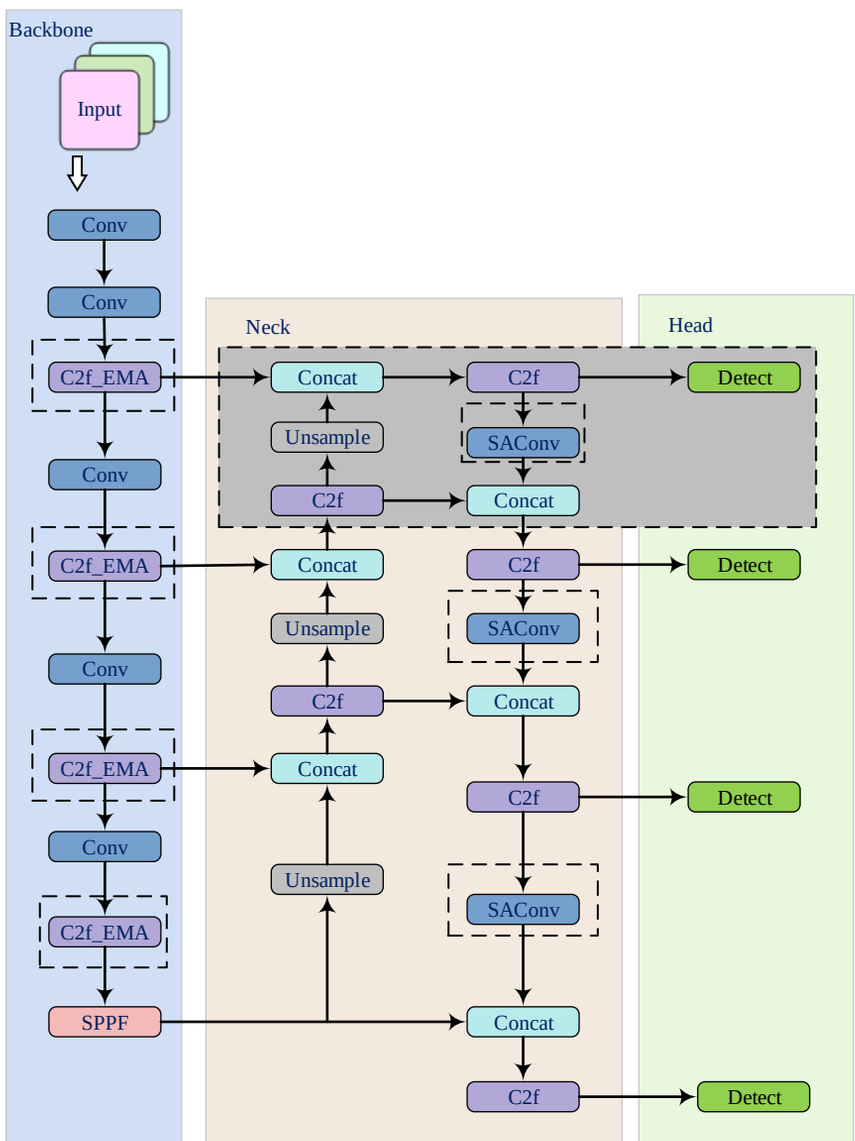


图 2 YOLOv8-EPS网络结构图

Fig. 2 Network structure diagram of YOLOv8-EPS

1.2.1 高效多尺度注意力(EMA)模块

在绝缘子缺陷检测任务中往往需要模型更加关注航拍图像中绝缘子缺陷的区域,但由于航拍图像背景过于复杂,导致小缺陷特征难提取的问题。EMA通过多尺度上自适应关注重要信息,从而捕捉不同层次的特征,提高模型的表现力并减少计算复杂度,其网络结构如图3所示,采用多尺度并行子网络结构,前两个分支在1×1卷积分支中,利用全局平均池化将特征图沿x和y两个方向聚合在一起;最后一个并行网络是3×3的卷积分支,可以提取局部的特征和细节,有利于不同尺度的特征提取;并行路线的输出特征经过点乘运算两个空间注意力权重的聚合,多尺度并行有助于捕获跨维度的交互作用,提高特征表示能力。EMA通过跨尺度、跨通道、跨层次的特征交互,使得模型在处理复杂任务中具有更强的适应性和鲁棒性。在YOLOV8

算法中C2f模块将输入特征图分为两部分进行特征提取:一部分直接传递输出,另一部分通过多层卷积进行处理,然后与直接传递的特征融合,然而这种融合会造成特征信息的难以提取。本文通过设计C2f_EMA模块,在原始C2f模块的Bottleneck中嵌入了轻量级EMA注意力模块,强化绝缘子缺陷的特征并有效抑制复杂背景噪声。C2f_EMA在保持实时性的同时,显著提升了模型对复杂场景下的绝缘子检测的特征提取能力。

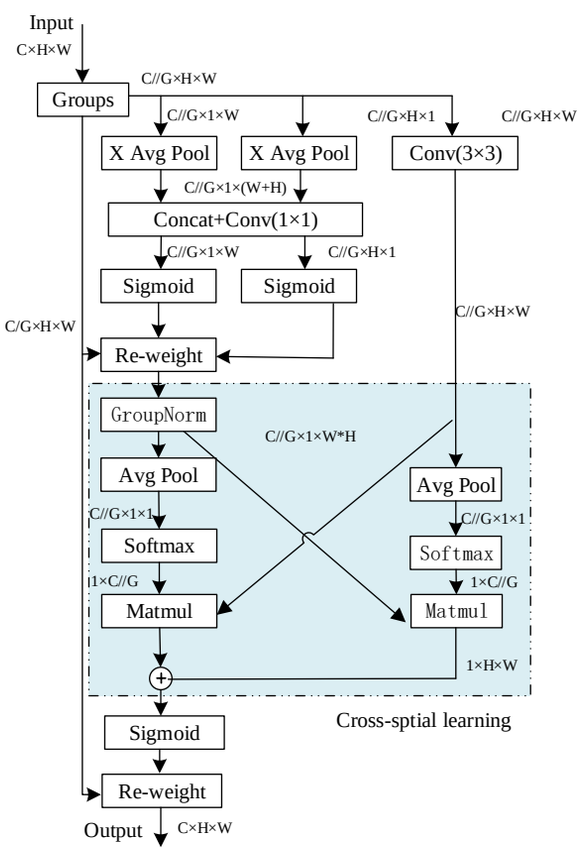


图 3　EMA结构图

Fig. 3　Network structure of EMA

1.2.2　小目标检测层

在航拍绝缘子图像中,存在大量的绝缘子串以及相比于绝缘子串目标更小的绝缘子缺陷,这些不同种类的绝缘子缺陷形状、大小都有很大的区别,其特征不仅不够明显,而且差异较大。然而YOLO模型的原始架构在检测小目标时往往表现不佳,因为它通常对大目标进行优化。小目标往往难以从背景中分离出来,且小目标占据的像素较少,特征信息较弱。在原始YOLOv8网络中,当输入特征图为640*640时,其输出特征图的尺寸为160×160,80×80,40×40,分别对应head预测层的大目标、中目标、小目标。虽然浅层网络的感受野较小,语义信息较弱,但细节表征能力很强。通过加入小目标检测层,使网络更关注这些难以检测的小物体,提高对小目标的检测精度。因此,为了能够提取到更多的缺陷细节特征信息,在YOLOv8s算法中加入一个20×20的小目标检测层,并将其连接到Head预测层,可以提高YOLOv8算法对绝缘子缺陷小目标的检测精度。

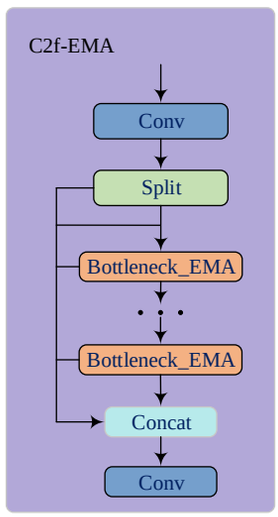


图 4　C2f_EMA的结构图

Fig. 4　Network structure of C2f_EMA

1.2.3　可切换空洞卷积(SAConv)

可切换空洞卷积(Switchable Atrous Convolution, SAConv)是以空洞卷积为基础,引入一种在卷积操作期间动态切换不同空洞卷积的机理,其核心思想是允许卷积层根据输入特征自适应地选择适当的空洞率,这种适应性有助于模型更好地处理同一图像中不同尺度的对象。SAConv结构图如图5所示,包括三个主要组件:主SAConv组件和附加在SAConv组件之前和之后的两个全局上下文模块。输入特征图首先通过前全局上下文模块,该模块使用卷积平均池化和1×1的卷积对其进行压缩,再将压缩过的全局信息与原始输入进行累加;将融合后的全局信息特征图输入到SAConv组件中,通过与Switch函数计算出标准卷积与空洞卷积的权重比例,最后将两者加权后的结果输出。再经后全局上下文模块,进一步理解和处理图像的全局信息。通过SAConv的操作扩大了卷积层的感受野,使不同尺度的绝缘子缺陷通过相同的卷积权重和不同的空洞率来检测,能够提高网络检测的准确性。式(1)为SAConv的输出为:

$$y = S(x)\cdot \mathrm{Conv}(x, w, 1) + (1 - S(x))\cdot$$

$$\mathrm{Conv}(x,w+\Delta w,r) \tag{1}$$

式中,y为SAConv的输出,x为输入特征图,w为权重,Δw为可学习权重,r为空洞卷积的空洞率,$S(x)$为Switch开关函数,由5×5的平均池化层和1×1的卷积层组成。

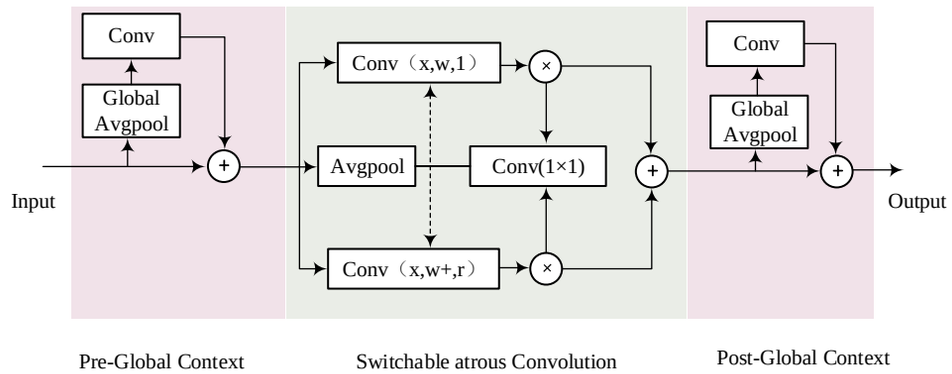


图5 SAConv结构体

Fig. 5 Network structure of SAConv

2 实验与分析

2.1 数据集

文所用的绝缘子数据集包括中国输电线路绝缘子数据集(Chinese power line insulator dataset, CPLID)[21]和绝缘子缺陷数据集(IDID)[22]。其中,包括CPLID中正常的绝缘子串600张图像和绝缘子掉串248张图像;IDID中1400张绝缘子缺陷图像。为扩展数据集的数量以及多样性,对其进行镜像翻转,添加噪声等方式对数据进行处理,并利用LabelImg工具对每张图片进行标注。新的数据集如表1所示共有3814张航拍图像包括绝缘子串(insulator)、绝缘子掉串(drop)、绝缘子闪络(flashover)以及绝缘子破损(drop)四种类型,新数据集绝缘子及其缺陷种类更为丰富,分类难度更大。随机对数据集按7:2:1的比例划分为训练集、验证集和测试集。

表1 新数据集标签分布情况

Table 1 Label distribution of new datasets

classes	insulator	breakage	flashover	drop
quantity	6916	1870	3054	662

2.2 实验环境与评价指标

实验平台使用平台为Ubuntu20.04操作系统,GPU为RTX 3080,CPU为Intel(R) Xeon(R) Silver 4214R,基于PyTorch2.3.0深度学习框架,CUDA12.1,python环境为3.12.3。优化器为SGD优化器,初始学习率为0.001,batch size为8,epoch为300轮。网络模型性能的评价指标主要包括精度(Precision,P)如式(2)所示,召回率(Recall,R)如式(3)所示,平均精度(Average Precision,AP)如式(4)所示,平均精度均值(mean Average Precision,mAP)如式(5)所示。

$$P=\frac{TP}{TP+FP}\times 100\% \tag{2}$$

$$R=\frac{TP}{TP+FN}\times 100\% \tag{3}$$

式中,TP为真阳性检测;FP为假阳性检测;FN代表算法将正样本错误识别为负样本的数量;

$$A_p=\int_0^1 P(R)d(R) \tag{4}$$

式中,P为准确率,R为召回率。

$$m_{AP}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}A_{p_i} \tag{5}$$

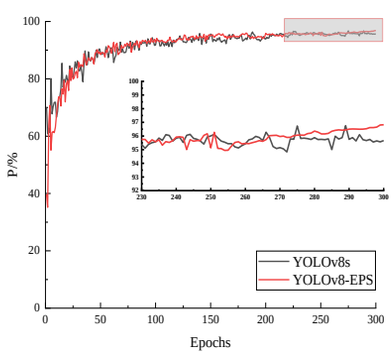
式中,A_{p_i}第i类的平均精度;n为类别数。

2.3 实验结果分析

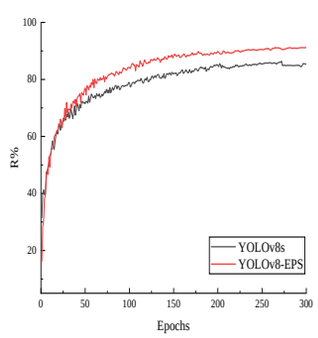
2.3.1 改进后的算法与基准算法对比

为了评估本文所改进算法YOLOv8-EPS的性能,将YOLOv8s-EPS和基准算法YOLOv8s进行对比,以P、R、mAP@0.5以及mAP@0.5:0.95作为评价指标,改进后的算法YOLOv8-EPS与基准算法YOLOv8s在训练300轮后得到的对比图如图6所示,P的变化曲线如图6(a)所示,R的变化曲线如图6(b)所示,mAP@0.5变化曲线如图图6(c)所示,mAP@0.5:0.95的曲线变化如图6(d)所示。从图6(a)可知,YOLOV8算法原始的检测精度就高达95.5%,但是曲线波动较大,准确性不够稳定,YOLOv8-EPS的检测精度为96.7%,较YOLOv8高

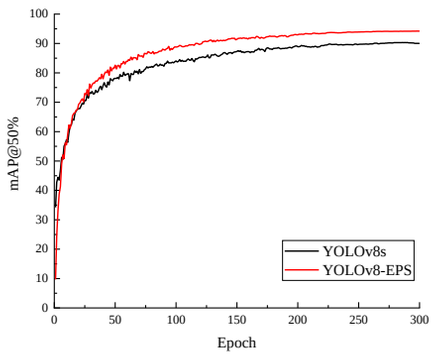
1.2%,但是曲线也存在波动。图 6(b)可知,在进入训练 40 轮之后,YOLOv8-EPS 的召回率高于 YOLOv8s,训练结束后 YOLOv8-EPS 的召回率较 YOLOv8s 高 7.3%。从图 6(a)(b),可知 YOLOv8-EPS 较 YOLOv8s 对目标的提取能力有所提升,降低了模型漏检率。从图 6(c)可以直观得到,与基准算法 YOLOv8s 相比,YOLOv8-EPS 所围成的面积更大,曲线波动更小,这表明改进后的 YOLOv8-EPS 平均检测精度更高,模型更加稳定。在训练的前十轮,YOLOv8s 算法的 mAP@0.5 值是高于 YOLOv8-EPS,随后 YOLOv8-EPS 与 YOLOv8 的 mAP@0.5 的值相差无几,在训练进入 30 轮之后 YOLOv8-EPS 的 mAP@0.5 值逐渐高于 YOLOv8s。训练结束后,YOLOv8 算法的 mAP@0.5 为 90.0% ,YOLOv8-EPS 的 mAP@0.5 为 94.2%。从图 6(d)可知,在训练的前三十轮,YOLOv8s 的 mAP@0.5:0.95 较 YOLOv8-EPS 高,在训练进 30 轮之后 YOLOv8-EPS 较 YOLOv8s 高,最后 YOLOv8-EPS 为 68.9% 较 YOLOv8s 高了 3.2%。实验证明,改进后的 YOLOv8-EPS 针对绝缘子缺陷检测更准确有效。



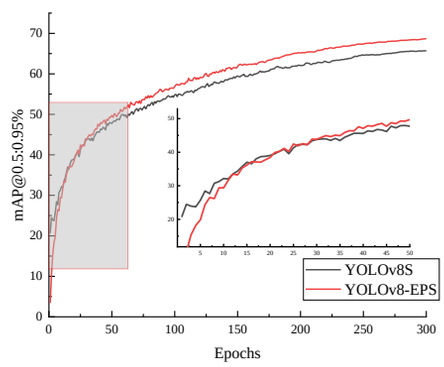
(a)准确度对比图



(b)召回率对比图



(c)mAP@0.5 对比图



(d)mAP@0.5:0.95

图 6 改进前后算法对比图

Fig. 6 Comparison of algorithms before and after improvement

2.3.2 消融实验分析

通过 4 组消融试验验证改进后 YOLOv8-EPS 各个模块有效性,消融实验的比较结果如表 1 所示,其中第一行为基准算法 YOLOv8s 的实验数据,第二行中的 YOLOv8-E 是通过 EMA 模块改进基准算法 YOLOv8s 中 Backbone 的 C2f模块后的算法,YOLOv8-E 的检测精度、和召回率均高于基准算法 YOLOv8s,验证了所改进 C2f-EMA 模块能够有效提高模型的特征提取能力,能够有效降低模型漏检率,但 mAP@0.5 下降 0.1%,mAP@0.5:0.95 下降了 0.9%,由于绝缘片破损尺度变化较大,特征较为分散,而 C2f-EMA 模块更多关注了绝缘子闪络,造成破损的平均精度下降,这可能是 YOLOv8-E 的 mAP 略微下降原因。第三行中的 YOLOv8-EP 是在 Yolov8s-E 中加入小目标检测层后的算法,可以看出 YOLOv8-EP 较 YOLOv8-E 检测精度大致不变,召回率为 91.5 较基准算法提升 6.8%,mAP@0.5 上涨了 3.8%,mAP@0.5:0.95 上涨 3%,说明小目标

检测层的添加可以使模型更加关注小目标信息,降低模型漏检率。第四行中的YOLO-EPS算法是用SAConv替换Neck网络中的标准卷积得到,YOLO-EPS与YOLO-EP相比,mAP@0.5、mAP@0.5:0.95分别提升了0.5%、1.19%,说明所改进的SAConv增强模型对尺度变化的鲁棒性。YOLO-EPS较基准算法YOLOv8s绝缘子、绝缘子掉串、绝缘子破碎和绝缘子闪络的检测精度分别提升了1.5%、10.9%、1.3%和1.8%,验证了YOLOv8-EPS的优越性。Yolov8-EPS对于复杂背景下多种类的绝缘子缺陷检测的具有更好的性能。

表2 YOLOv8-EPS消融实验

Table 2 YOLOv8-EPS ablation experiment

Model	EMA	P2	SAConv	P/%	R/%	AP/%				mAP@0.5/%	mAP@0.5:0.95/%
						Insulators	Drop	Breakage	Flashover		
Yolov8s	×	×	×	95.6	84.2	97.3	72.5	96.8	92.4	90.0	65.5
YOLOv8-E	√	×	×	96.5	84.7	97.3	72.7	96.1	93.4	89.9	64.6
YOLOv8-EP	√	√	×	96.5	91.5	**98.8**	82.7	97.6	95.8	93.7	67.6
YOLOv8-EPS	√	√	√	**96.8**	**91.5**	98.7	**83.2**	**98.6**	**95.9**	**94.2**	**68.7**

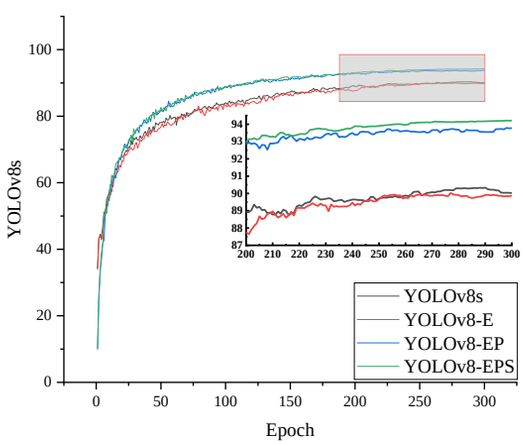


图7 消融实验mAP@0.5的对比图

Fig. 7 omparison chart of ablation experiment mAP@0.5

为了更清晰的感受本文所改进算法YOLOv8-EPS的效果,绘制了mAP@0.5改进前后曲线图对比,如图7所示。图中可以直观地得到所改每个模块的必要性。其中,本文所改进的YOLO-EPS所围成的面积最大,其次YOLO-EP,而YOLOv8s和YOLO-E所差无几。YOLO-EPS较YOLO-EP、YOLO-E和YOLOv8s的mAP@0.5分别高0.5%、4.3%和4.2%。

2.3.3 不同注意力模块对比实验

为验证本文所设计的C2f-EMA模块的有效性,分别在C2f的中Bottleneck中嵌入MLCA(Mixed Local Channel Attention)[23]、SE(Squeeze-and-Excitation)、GAM、FLA(Focused Linear Attention)[24]构成C2f-MLCA、C2f-SE、C2f-GAM、C2f-FLA以及为未添加注意力的YOLOv8-PS作为基线模型进行对比实验,其结果如表3所示。由表3可知,与基准YOLOv8-PS相比,YOLOv8-PS是YOLO-EPS未添加注意力的模型。其中,添加FLA模块检测准确度为96%是最高的,较基准YOLOv8-PS高1.2%,但其与添加EMA的模型相比准确度只上涨了0.1%,召回率,平均检测精度都没有添加EMA的模型好,且模型也比添加EMA的模型的模型大。与基准YOLOv8-PS相比,平均检测精度最好的是添加GAM的模型可达94.4%,但其检测精度较低比基准YOLOv8-PS低1%,比添加添加EMA的模型低1.2%,模型大小也比添加EMA的模型大。从不同注意力机制的模型对比实验中可知,EMA的模型检测精确度、召回率、平均检测精度以及模型大

小四个方面综合考虑是最优选。

表 3 不同注意力机制的模型对比实验

Table 3 Comparison of models of different attention mechanisms

Model	P/%	R/%	mAP@0.5/%	Model Size/M
YOLOv8-PS	95.7	90.9	93.8	**23.4**
YOLOv8-PS+MLCA	96.5	90.6	93.5	44.7
YOLOv8-PS+SE	95.4	91.5	93.7	23.6
YOLOv8-PS+GAM	95.6	**92.0**	**94.4**	27.7
YOLOv8-PS+FLA	**96.9**	91.3	94.1	24.5
YOLOv8-PS+EMA	96.8	91.5	94.2	23.6

2.3.4 与其他算法的对比实验

为了验证本文改进的算法YOLOv8s-EPS的优越性,在同一数据集上将YOLO-EPS与目前的主流算法Faster R-CNN、SSD以及YOLO系列的其他算法进行对比实验,实验结果如表4所示。从表4可知,本文改进的算法YOLO-EPS的准确度为96.8%高于其他算法,YOLO-EPS的召回率也高于其他算法,说明本文所改进的算法可以减少模型的漏检率。其中,模型最小的是YOLOv5s,但其mAP@0.5为88.7%,较改进算法YOLO-EPS低5.5%;YOLOv7的在绝缘子掉串检测任务中精度最高,较YOLOv8-EPS高2%,但YOLOv7较YOLO-EPS模型结构复杂,且YOLOv8-EPS的mAP@0.5较YOLOv7高0.6%;而Faster R-CNN算法由于是双阶段检测算法,模型结构复杂,检测速度慢,且相较于其他算法mAP@0.5过低;SSD算法只有在绝缘子的检测任务中可以和其他算法相比,在绝缘子缺陷检测任务中表现不佳。综上所述,与其他算法相比,本文所提出算法YOLOv8-EPS算法的综合性能是最好的。

表 4 YOLOv8s-EPS与其他算法的对比实验

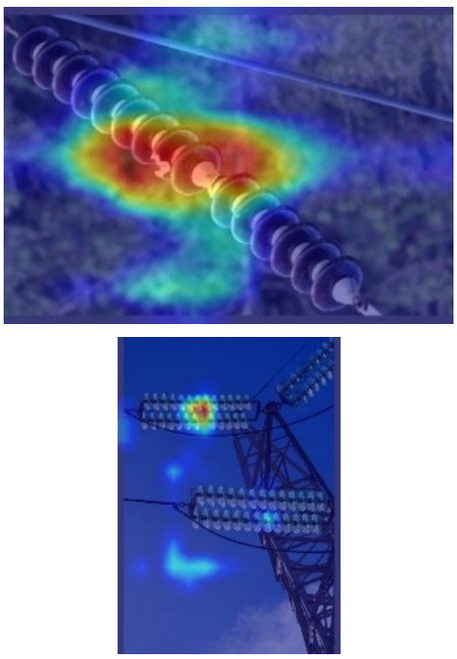
Table 4 Comparative experiment between YOLOv8s-EPS and other algorithms

Model	P/%	R/%	Model Size/M	FPS	AP/%				mAP@0.5/%
					Insulators	Drop	Breakage	Flashover	
SSD	87.3	75.4	96.7	46.7	95.6	55.3	78.9	60.7	74.6
Faster R-cnn	85.6	66.7	108	24.2	91.8	44.6	66.7	53.4	61.2
YOLOv5s	94.3	84.2	18.5	82.8	96.9	68.9	96.6	92.3	88.7
YOLOv7	95.5	91.4	74.8	63.5	98.5	**84.7**	97.5	94.5	93.8
YOLOv8s	95.6	84.2	**22.1**	**90.6**	97.3	72.5	96.8	92.4	90.0
YOLOv8-EPS	**96.8**	**91.5**	23.6	67.6	**98.7**	83.8	**97.6**	**95.8**	**94.2**

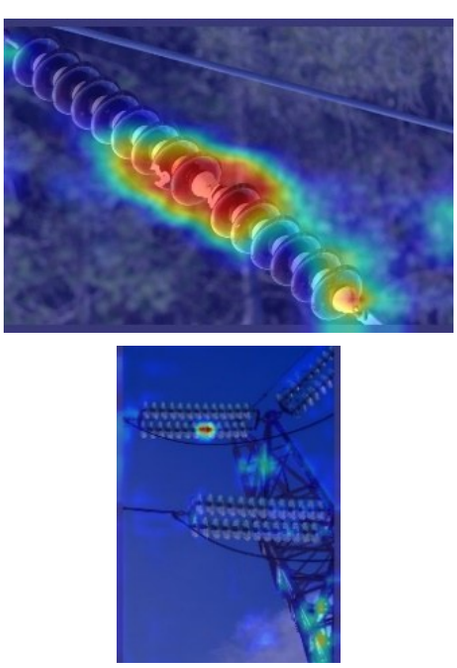
2.3.5 可视化分析

为了更加直观的将YOLOv8-EPS与基准算法YOLOv8s的定位性能比较,通过对YOLOv8-EPS和YOLOv8s的热力图可视化操作,在热力图中的颜色深浅代表模型关注区域的程度深浅。从图8中可以看出,YOLOv8-EPS热力图的集中在缺陷区域,与基准算法YOLOv8s相比,热力图的范围更加集中在缺陷区域且缺陷区域颜色更深。说明本文所改进的算法YOLOv8-EPS相较于基准算法YOLOv8s将更多的注意力放在绝缘子缺陷的部位,YOLOv8-EPS更加准确的捕捉绝缘子缺陷的目标。YOLOv8-EPS针对于复杂背景下的绝缘子有更好的特征提取能力。

为验证YOLOv8-EPS算法针对复杂背景下的绝缘子缺陷检测,在测试集上选取了四种比较有代表性的绝缘子航拍图做定性分析,如图9所示为基准算法YOLOv8s和所改进YOLOv8-EPS的实验结果图。图9(a)绝缘子航拍图,距离远目标小,YOLOv8s存在漏检现象,绝缘子图9(a)左上角未能检测出来,YOLOv8-ESP可以检测出来且置信度为0.69;图9(b)绝缘子掉串检测,绝缘子掉串为单个绝缘子片的缺失,目标小特征模糊,YOLOv8s未检测出绝缘子掉串,YOLOv8-ESP可以检测出来且置信度为0.32;图9(c)绝缘子破损检测,绝缘子破碎目标小,且尺度变化较大,特征信息难以提取,图中有三个小破损,YOLOv8s未检测出绝缘子破损,YOLOv8-ESP可以检测出来虽然置信度不高;图9(d)绝缘子闪络检测,绝缘子闪络在多个绝缘子片上都存在,且和正常的绝缘子仅有颜色上的差异,随着网络的加深,特征更为模糊。由于绝缘子串发生多个闪络,YOLOv8s存在漏检现象,YOLOv8-ESP可以检测出来且置信度为0.16。与YOLOv8-EPS检测结果图相比,YOLOv8s在这种类型中均存在漏检现象。从图9可知,本文所改进的算法YOLOv8-EPS在处理复杂背景下绝缘子缺陷任务能够更加准确。



(a)YOLOv8算法热力图



(b)YOLOv8-EPS热力图

图 8 YOLOv8和YOLOv8s-EPS热力图

Fig. 8 Comparison of YOLOv8 and YOLOv8s-EPS heat-maps

3 总结

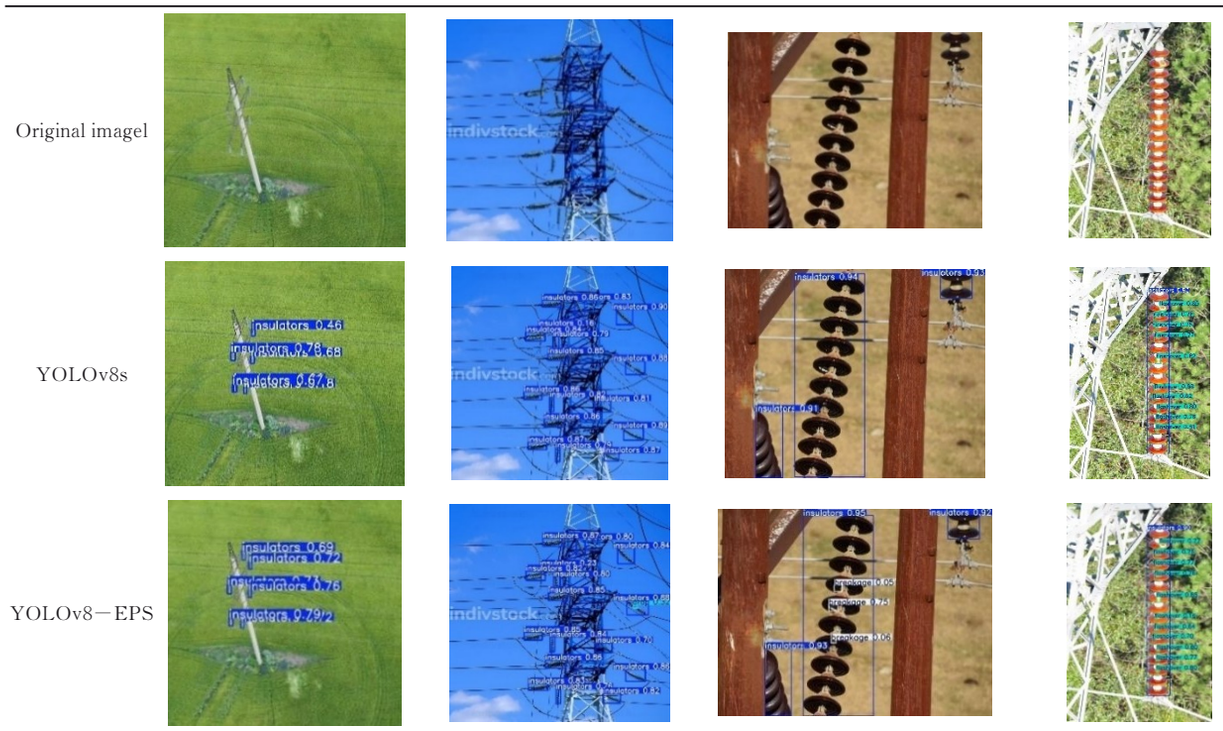
针对于复杂背景下的多类型绝缘子缺陷检测任务,YOLOv8s算法存在漏检、误检等问题。提出了基于YOLOv8s设计了YOLOv8-EPS算法,在YOLOv8s的Backbone的C2f中添加EMA模块,以提高模型对绝缘子缺陷特征提取的能力;在Neck网络中加入小目标检测层,使模型能够关注小目标的绝缘子缺陷;使用SAConv替换Conv,标准卷积固定感受野难以捕捉尺度变化较大的目标,SAConv引入空洞率来扩大感受野,增强模型对局部细节和全局上下文信息的捕捉能力。

改进后的算法YOLOv8-EPS相较于基准算法YOLOv8s,检测精度从95.6%提升到96.8%,召回率从84.2%提升到91.5%,mAP@0.5从90.0%提升到94.2%,mAP@0.5:0.9从65.5%提升到68.7%。但是算法仍存在一些不足,FPS从90.6下降到67.6,模型大小由22.1M上涨到23.6MB,相较于基准算法模型大小略微提升,但并不影响算法满足实时检测的要求。后续的工作将对改进后的算法YOLOv8-EPS进行轻量化的处理,减少模型的参数量,提高模型的推理速度,使其同时满足实时性、低功耗和高效计算的需求。

参考文献:

图 9 YOLOv8s 与 YOLOv8-EPS 针对不同目标的检测结果图

Fig. 9 Detection results of YOLOv8s and YOLOv8s-EPS for different targets



(a) 绝缘子检测结果图对比 (b) 绝缘子掉串检测结果图对比 (c) 绝缘子破损检测结果图对比 (d) 绝缘子闪络检测结果对比

[1] 刘传洋, 吴一全, 刘景景. 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 (09): 2897-2916.
Liu Chuanyang, Wu Yiquan, Liu Jingjing. Transactions of China Electrotechnical Society, 2025, 40(09): 2897-2916.

[2] 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 (09): 3584-3595.
Liu Kaipei, Li Boqiang, Qin Liang, et al. Research on the application of deep learning object detection algorithm in insulator defect detection of overhead transmission lines[J]. High Voltage Technology, 2023, 49(09): 3584-3595.

[3] 黄新波. 基于图像感知的输电线路智能巡检综述[J]. 高电压技术, 2024, 50 (05): 1826-1841.
Huang Xinbo. A review of intelligent inspection of transmission lines based on image perception." High Voltage Techniques 50.05(2024):1826-1841.

[4] 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, et al. Transmission line insulator defect detection and fault early warning method based on Flexible YOLOv7." High Voltage Techniques 49.12(2023): 5084-5094.

[5] Liu Y, Shao Z, Hoffmann N. Global attention mechanism: Retain information to enhance channel-spatial interactions[J]. arXiv preprint arXiv: 2112.05561, 2021.

[6] Zhang Y F, Ren W, Zhang Z, et al. Focal and efficient IOU loss for accurate bounding box regression[J]. Neurocomputing, 2022, 506: 146-157.

[7] 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 (05): 1933-1942.
Song Zhiwei, et al. Transmission line insulator defect detection and fault early warning method based on Flexible YOLOv7." High Voltage Techniques 49.12(2023): 5084-5094.

[8] 姜香菊, 王瑞彤, 马彦鸿. 基于轻量级改进RT-DETR边缘部署算法的绝缘子缺陷检测[J]. 电工技术学报, 2025, 40 (03): 842-85
Jiang Xiangju, Wang Ruitong, and Ma Yanhong. Insulator Defect Detection Based on Lightweight Improved RT-DETR Edge Deployment Algorithm." Transactions of China Electrotechnical Society 40.03(2025): 842-854.

[9] Zhang J, Li X, Li J, et al. Rethinking mobile block for efficient attention-based models[C]//2023 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). IEEE Computer Society, 2023: 1389-1400.

[10] 袁博雅, 李尧, 叶青. 面向输电线路绝缘子的GER-YOLO缺陷检测算法[J]. 激光与光电子学进展, 2024, 61(22): 149-159
Yuan Boya, Li Yao, and Ye Qing. GER-YOLO defect detection algorithm for transmission line insulators." Progress in Laser and Optoelectronics 61.22(2024): 149-159.

[11] Ouyang D, He S, Zhang G, et al. Efficient multi-scale attention module with cross-spatial learning[C]//ICASSP 2023-2023 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). IEEE, 2023: 1-5

[12] 郝沛居来提·阿不力孜, 刘玉龙, 等. 基于改进Cascade R-CNN的绝缘子故障检测方法研究[J]. 电力科学与技术学报, 2023, 38(03): 140-148.
Gulaiti Abliz , et al. Research on Insulator Fault Detection Method Based on Improved Cascade R-CNN." Journal of Electric Power Science and Technology 38.03(2023):140-148..

[13] 王建烨, 续欣莹, 谢刚, 等. 改进SSD模型的绝缘子自爆故障检测[J]. 现代电子技术, 2022, 45(14): 115-121.
Wang Jianye, et al. Improved insulator self-explosion fault detection in SSD model." Modern Electronic Techniques 45.14(2022): 115-121. doi: 10.16652/j. issn. 1004-373x.2022.14.021.

[14] Qiao S, Chen L C, Yuille A. Detectors: Detecting objects with recursive feature pyramid and switchable atrous convolution[C]//Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. 2021: 10213-10224.

[15] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection[M]. Ithaca: Cornell University Library, arXiv.org. 2016

[16] Varghese R, Sambath M. Yolov8: A novel object detection algorithm with enhanced performance and robustness[C]//2024 International Conference on Advances in Data Engineering and Intelligent Computing Systems (ADICS). IEEE, 2024: 1-6.

[17] Lin T Y, Dollár P, Girshick R, et al. Feature pyramid networks for////// object detection[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2017: 2117-2125.

[18] Liu S, Qi L, Qin H, et al. Path aggregation network for instance segmentation[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2018: 8759-8768.

[19] Zhu X, Lyu S, Wang X, et al. TPH-YOLOv5: Improved YOLOv5 based on transformer prediction head for object detection on drone-captured scenarios [C]//Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision. 2021: 2778-2788.

[20] Wang C Y, Bochkovskiy A, Liao H Y M. YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors[C]//Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. 2023: 7464-7475.

[21] Tao X, Zhang D, Wang Z, 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, 2018, 50(4): 1486-1498.

[22] Liu Y, Liu D, Huang X, et al. Insulator defect detection with deep learning: A survey[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2023, 17(16): 3541-3558.

[23] Wan D, Lu R, Shen S, et al. Mixed local channel attention for object detection[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 123: 106442.

[24] Han D, Pan X, Han Y, et al. Flatten transformer: Vision transformer using focused linear attention[C]//Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision. 2023: 5961-5971.