

不同光照条件下基于INS-YOLOv7的绝缘子缺陷检测模型

朱正杰¹, 杨光¹, 邹丽^{1,2}

(1. 大连交通大学轨道智能工程学院; 2. 大连市区块链技术与应用重点实验室, 辽宁大连 116052)

摘要: 针对绝缘子缺陷检测中光照条件多变、样本稀少和现有模型识别小目标能力不足的问题, 提出一种基于YOLOv7的改进算法INS-YOLOv7。先设计雾化算法, 丰富数据集的光照条件, 再结合PConv和Fasternet网络, 提出轻量化特征提取模块FU NetBlock, 有效提升了模型对小目标的识别能力。此外, 引入ECA注意力机制和Siou损失函数, 进一步增强模型的特征提取能力和对细微缺陷的识别能力。实验结果表明, INS-YOLOv7在不同光照条件下均表现出优异性能, 显著优于YOLOv5、YOLOv8和Faster R-CNN等主流算法, 为绝缘子缺陷检测提供了更可靠的保障。

关键词: 绝缘子; 缺陷检测; YOLOv7; 不同光照条件; 注意力机制

DOI: 10.11907/rjtk.241663

开放科学(资源服务)标识码(OSID):

中图分类号: TP317.4

文献标识码: A

文章编号: 1672-7800(2025)009-0199-07



An Defect Detection Model of Insulators Based on INS-YOLOv7 under Different Lighting Conditions

ZHU Zhengjie¹, YANG Guang¹, ZOU Li^{1,2}

(1. School of Railway Intelligent Engineering, Dalian Jiaotong University;

2. Dalian Key Laboratory of Blockchain Technology and Application, Dalian 116052, China)

Abstract: This research proposed an improved algorithm, INS-YOLOv7, based on YOLOv7. This algorithm was designed to address challenges in defect detection of insulators, such as different lighting conditions, limited datasets, and poor small object recognition capabilities. A fogging algorithm was designed to enrich lighting conditions in the dataset. A lightweight feature extraction module, FU NetBlock, was developed by integrating PConv and Fasternet. This module effectively enhanced the model's ability to recognize small objects. The ECA attention mechanism and Siou loss function were added to further improve the model's ability to extract features and recognize subtle defects. Experiments showed that INS-YOLOv7 performed well under various lighting conditions. It significantly outperformed mainstream algorithms like YOLOv5, YOLOv8, and Faster R-CNN. This research provides a more reliable solution for insulators defect detection in practical applications.

Key Words: insulator; defect detection; YOLOv7; different lighting conditions; attention mechanism

0 引言

绝缘子在输电线路中发挥重要作用, 但工作环境的恶

劣条件, 使其易受损伤, 威胁线路安全。为保证线路稳定运行, 及时发现和准确识别绝缘子的缺陷至关重要。传统的人工视检、机器巡检和红外热像检测术存在成本高、受环境影响严重和准确率不稳定等问题。无人机巡检虽能

收稿日期: 2024-09-10

扫描二维码阅读全文:



基金项目: 辽宁省应用基础研究项目(2023JH2/101300236); 辽宁省教育厅基本科研项目(LJKMZ20220844)

作者简介: 朱正杰(1996-), 男, CCF学生会会员, 大连交通大学轨道智能工程学院硕士研究生, 研究方向为智能算法及其应用; 杨光(1978-), 男, 大连交通大学轨道智能工程学院副教授、硕士生导师, 研究方向为人工智能、模式识别、深度学习算法及应用; 邹丽(1980-), 女, 博士, CCF专业会员, 大连交通大学轨道智能工程学院教授、硕士生导师, 研究方向为智能计算、计算机视觉、大数据处理。本文通讯作者: 邹丽。

克服传统方法的局限性,但航拍图像的光照变化会影响识别效果,给绝缘子缺陷检测带来新的挑战。

为应对挑战,研究者利用机器学习和深度学习技术提升绝缘子缺陷检测准确性和效率。瞿永杰等^[1]结合聚类分析和 Adaboost 算法进行绝缘子串特征提取和识别,但面对光照影响,识别稍显不足。Zhang 等^[2]在提取纹理,分离出绝缘子特征后检测,虽减少了光照影响,但计算量和效率方面明显不足。陈文浩等^[3]利用低通滤波器和 Gram 矩阵,结合 SSD 模型,并应用 SVM 消除光照影响,但逆光时效果不佳。

深度学习技术的发展为绝缘子缺陷检测提供了新机遇。现有方法主要分双阶段和单阶段两类。双阶段算法中,Tan 等^[4]基于 Mask R-CNN 的悬链线缺陷检测算法,庞春江等^[5]通过 Faster R-CNN 定位后采用 ResNet 提取图像特征。这些方法提升了检测精度,但计算复杂度较高,难以满足实时应用需求。单阶段算法中,梁礼明等^[6]结合伽马变换改善 YOLOv4 的输入图像,齐向明等^[7]以 GCDNet 网络替换主干网络的 YOLOv5 有锚框算法,使其面对复杂环境时,有更出色的速度和精度。

尽管深度学习方法取得了一定进展,但仍存在挑战。多数模型基于良好光照条件下的图像训练,导致复杂光照条件下的适应性不足。现有研究主要集中于特定场景下的模型性能提升,如 Hui 等^[8]设计 ARFB 模块提高弱光环境下 YOLOv7 的检测能力,Yang 等^[9]替换 YOLOv7 主干网络实现深海低光照环境下的生物识别,Zhang 等^[10]构建雾霾数据集并改进 YOLOv5 提升检测精度。然而,实际环境中绝缘子周围环境复杂,光照变化多样,不同光照条件数据集稀缺,难以涵盖所有场景。此外,现有模型在识别小目标和细节特征方面也存在不足。

针对这些问题,本文旨在改进模型,提升其对不同光照条件的适应性,增强对小目标和远景目标的检测能力,并提高模型的实时检测速度和精度。本文主要贡献包括:①提出一种雾化算法丰富不同光照条件的绝缘子数据集;②提出基于部分卷积架构和 Fasternet 网络模块的轻量化特征提取模块 FU NetBlock,提高 YOLOv7 的特征提取能力;③引入形状损失函数(Shape-IoU, SIoU)和通道注意力机制(Efficient Channel Attention, ECA),以过滤噪声信息并根据不同光照条件调整注意力机制,进一步提高细微缺陷的识别能力。

1 基础理论

1.1 大气散射模型

Mie^[11]于 1908 年提出 Mie 散射理论,描述了光线在尺寸与光波长相近的球形粒子上的散射现象。Cox^[12]基于 Mie 散射理论考虑入射光和介质因素,结合有雾图像的形成过程提出大气散射模型。大气散射模型由其他学者总

结扩展,加以完善。许多学者基于此设计了雾化图像的相关处理算法。

1.2 暗通道先验理论

He 等^[13]基于物理模型设计提出暗通道先验的方法。彩色图片存储时,无雾图像局部图块的最小通道值趋近于 0,如式(1)所示。有雾图中,受大气光照影响,图像的暗通道数值并不趋近于 0,因此能够通过暗通道的数值对图像中的雾气浓度进行判断,从而得到大气透射图。

$$J^{dark}(x) = \min_{y \in \Omega(x)} (\min_{c \in \{r, g, b\}} J^c(y)) \rightarrow 0 \quad (1)$$

其中, J^c 用来表示图像中 RGB 3 个通道, J^{dark} 表示图像的暗通道,而 $\Omega(x)$ 则表示以像素为中心的邻域。

1.3 YOLOv7 算法

2022 年,Wang 等^[14]提出 YOLOv7 算法,与其前身 YOLOv5 相比,通过改进骨干网络和特征融合方法,进一步提升了检测精度,通过使用空间金字塔池化(Spatial Pyramid Pooling, SPP)与路径聚合网络(Path Aggregation Network, PANet)实现多尺度特征融合,在保持较高检测精度的同时提高了检测速度。代码易于部署,适用场景广,适合不同光照条件下快速、准确地完成绝缘子缺陷检测任务。

2 INS-YOLOv7 算法

为了提升 YOLOv7 模型检测绝缘子缺陷的效率和精度,本文提出一种轻量化特征提取模块 FU NetBlock,用于替换 YOLOv7 主干网络和颈部网络中的 ELANB 和 ELANN 模块,以解决处理小目标特征时定位不准、细节丢失等问题。改进算法 INS-YOLOv7 结构如图 1 所示。

INS-YOLOv7 用 FU NetBlock 模块替换主干网络中的第 1、4 个 ELANB 模块和颈部网络中的 ELANN 模块,并利用部分卷积(Partial Convolution, PConv)减少卷积操作,添加 CBS 模块调整通道数,优化网络结构,引入 ECA 注意力机制,提升模型在不同光照条件下的检测精度和鲁棒性。

2.1 FU NetBlock 模块

轻量化特征提取模块 FU NetBlock 整合了 PConv、FasterNeXt 和 Fasternet 模块的优势,并通过特征拼接机制融合不同通道的特征信息,增强特征表达能力,实现更有效的特征提取^[15]。PConv 的应用使 FU NetBlock 模块减少了卷积操作,并在降低计算量的同时,保留特征图细节,有效地处理遮挡问题。FU NetBlock 模块结构如图 2 所示。

图 2 显示输入模块的特征图经 Conv1 和 Conv2 层得 f1 和 f2。f2 保留特征信息,f1 输入 FasterNet 模块,FasterNet 模块的 cv1 层用 PConv 块对特征进行部分卷积,减少了卷积操作,降维的同时保留了关键特征信息。cv2 和 cv3 间添加批量归一化(BN)和 ReLU 激活函数,增强网络学习能力。借鉴了 FasterNeXt 的瓶颈结构,通过调整通道数提升模型效率,并采用特征拼接机制融合不同通道的特征信息,增强

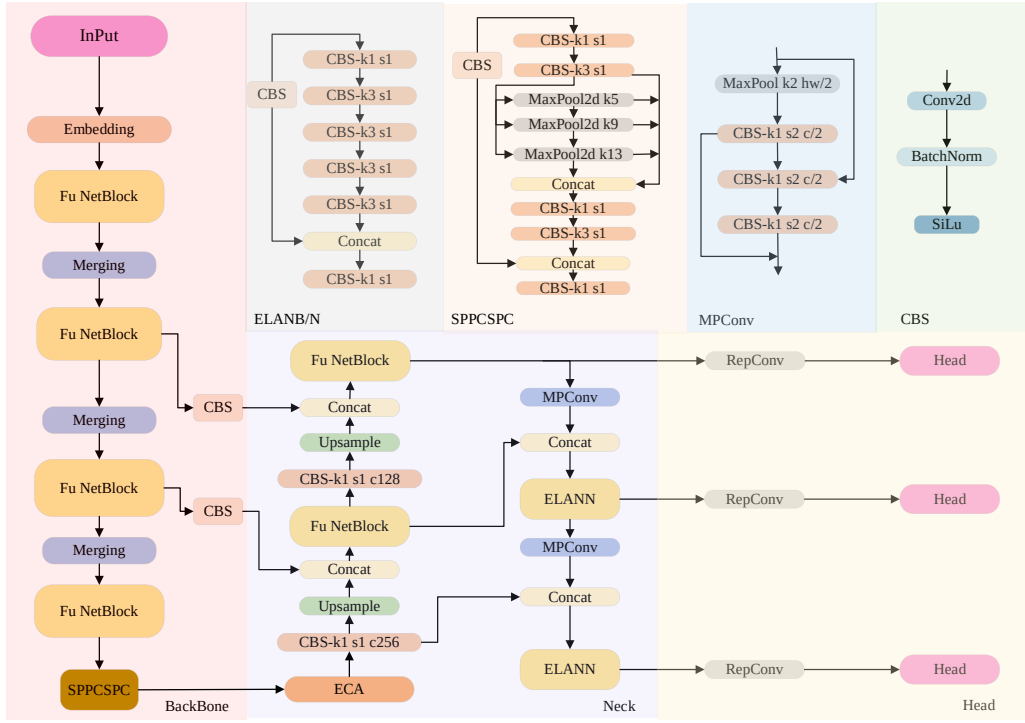


Fig. 1 INS-YOLOv7 structure

图1 INS-YOLOv7 结构

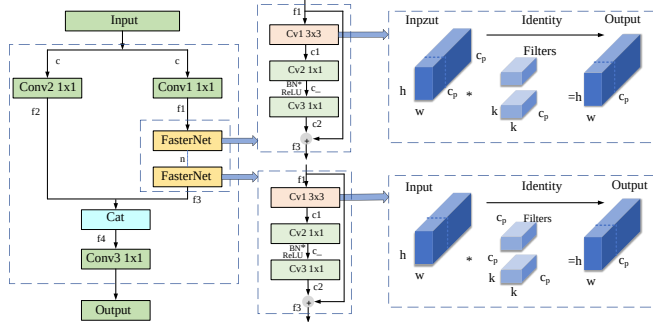


Fig. 2 FU NetBlock module

图2 FU NetBlock 模块

特征表达能力。

2.2 ECA 注意力机制

为提高 YOLOv7 精确率,在颈部网络引入 ECA 注意力机制^[16]。ECA 注意机制是在 SE 注意力模块基础上提出的一种更加轻量高效的注意力模块,卷积核如式(2)所示,能改善对大尺寸绝缘子和图像复杂背景的检测效果。

$$k = \psi(C) = \left\lfloor \frac{\log_2(C)}{\gamma} + \frac{b}{\gamma} \right\rfloor_{\text{ood}} \quad (2)$$

其中, $\lfloor t \rfloor_{\text{ood}}$ 代表最接近 t 的奇数, C 为通道数, γ 和 b 分别设置为 2 和 1。卷积核的设计使其在不增加显著计算负担的情况下,提升模型精确度。

2.3 SIoU 损失函数

YOLOv7 原有的 CIoU 损失函数是聚合边界框的回归指标,预测边界框在训练过程中容易偏移。Gevorgyan^[17]提出一种新损失函数 SIoU,如式(3)所示。其中, Ω 表示形

状损失函数,用于测量真实框和预测框的相关度; Δ 表示距离损失,用于衡量预测边界框与真实边界框之间的距离偏差; IoU 是候选框与原标记框的交叠率,即它们的交集与并集的值。

$$\text{Loss}_{\text{SIoU}} = 1 - \text{IoU} + \frac{\Delta + \Omega}{2} \quad (3)$$

SIoU 的设计能有效提升模型对边界框形状和位置的敏感度,增强模型对绝缘子细微缺陷的识别能力,改进 CIoU 训练过程中容易出现预测框偏移的不足。

3 实验与结果分析

3.1 实验环境

本文实验是在 Windows10 操作系统下进行, CUDA 的版本是 11.3, 使用单块 GPU, 型号是 NVIDIA GeForce RTX3090, CPU 的型号是 i7-11800H。

实验参数设置时,算法框架为 PyTorch1.10 版本。初始学习率对应 SGD 优化器为 $1\text{E}-2$, Adam 优化器为 $1\text{E}-3$ 。最终学习率为 0.1。为防止过拟合,权重衰减参数设为 0.000 5。

3.2 数据集选取

绝缘子搭建与高铁线路铺设属国家机密信息,本文所用数据集有国家电网公开的 CPLID^[18] 和飞桨团队公开的 Normal_insulator^[19], 并通过网络爬虫收集 656 张夜间低光照高铁接触网绝缘子图片,为后续实验研究提供充足的数据基础。

3.3 数据预处理

目标检测算法性能与训练样本数量密切相关,研究不同光照条件的绝缘子缺陷,需要一定样本量的不同光照条件的数据集,以扩充雾霾环境数据集。本文参考 Zhang 等^[10]的研究,用暗通道先验方法结合大气散射模型设计雾化算法。

3.3.1 雾化算法

本文设计的雾化算法流程如图 3 所示。对输入图像归一化处理后展开计算,用 Mie 散射模型计算得到散射光强度矩阵后,引入物体距离加权机制模拟真实环境中雾霾对不同距离物体的影响。结合贝尔—朗伯定律模拟光照衰减,设计模拟光线穿过雾霾的衰减。在均匀雾化效果后,完成雾化图像输出。

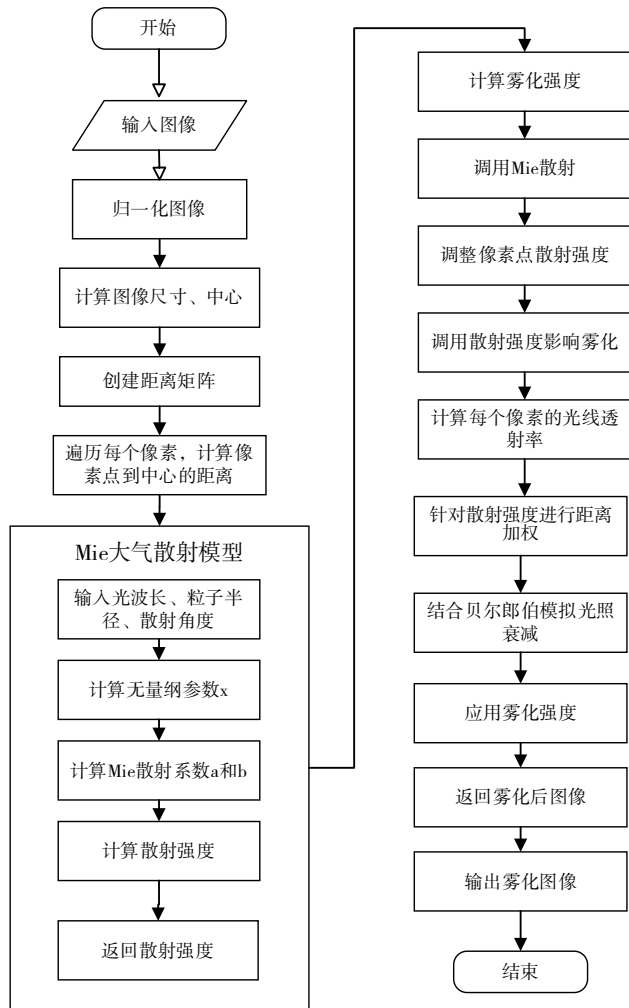


Fig. 3 Implementation flow of the atomization algorithm

图3 雾化算法实现流程

3.3.2 数据划分

本文挑选正常光照条件下绝缘子图像转换为雾霾天气下的低光照图像。构建包含 1 500 张雾气绝缘子图像、1 065 张正常光照绝缘子图像和 786 张夜间绝缘子图像不同光照条件下的绝缘子数据集,共 3 355 张图片。按 8:2 的比例将其划分为训练集和验证集,使用 LabelImg 进行标

注,标记为缺陷(defective)类和无缺陷(normal)类。

3.4 评价指标

本文采用精度(Precision)、召回率(Recall)、平均精度均值(mAP)、F1-Score 和 FPS 等指标评估模型性能。设检测结果中正确的目标数为 TP,错误的目标数为 FP,应为正确目标但未被检测出的目标数为 FN。结合式(4)的精确度公式,可以衡量所有被检测为正样本中真正为正样本的比例。

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (4)$$

式(5)所示的召回率,能衡量所有真实正样本中被正确识别为正样本的比例。

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (5)$$

F1-Score 由式(6)所示,是精度和召回率的调和平均数,用于平衡二者的影响。

$$F1 = \frac{2 * Precision * Recall}{Precision + Recall} \quad (6)$$

由式(7)所示的 mAP,是由式(8)所示的所有类别 AP 的平均值,是评估目标检测模型性能的常用指标之一。

$$mAP = \frac{\sum_{i=1}^N AP_i}{N} \quad (7)$$

$$AP = \frac{1}{m} \sum_i^m P_i = \int P(R) dR \quad (8)$$

由式(9)所示的 FPS 是衡量实时检测效率的重要指标,表示模型推理过程中每秒可处理的帧数。为验证模型实时性能,在理想情况下的 FPS 应大于 30。FPS 由初始图像处理时间(Pre)、模型推理运行时间(Inf)和非最大抑制时间(NMS)组成。

$$FPS = \frac{1\ 000}{Pre + Inf + NMS} \quad (9)$$

3.5 主干网络比较

为探究 FU NetBlock 对模型效果的影响,将 FU NetBlock 与 MobileNetv2 和 GhostNet 两种轻量级主干网络在同一样配置环境中进行对比实验,结果如表 1 所示。

Table 1 Comparison of backbone network replacement

表1 主干网络替换比较

BackBone	mAP	Recall	Precision	mAP50:95	F1-Score	FPS
GhostNet ^[20]	0.921	0.865	0.936	0.669	0.90	64.5
FU NetBlock	0.925	0.896	0.939	0.679	0.92	73.6
MobileNetv2 ^[21]	0.763	0.718	0.808	0.531	0.76	76.2

综合表 1 数据分析可得,FU NetBlock 的 FPS 虽略逊于 MobileNetv2,但符合实时检测要求,FU NetBlock 在 mAP、Recall、Precision、mAP50:95、F1-Score 等指标上的表现比 MobileNetv2 高出 16.2%、17.8%、8.59%、14.8%、16%。相较 GhostNet, FU NetBlock 在 Recall、mAP50:95、F1-Score 和 FPS 等指标上比 GhostNet 高 3.1%、1%、2% 和 9.1。结果表明,FU NetBlock 更适合本文绝缘子缺陷检测。

3.6 消融实验

为评估改进方法的有效性,设计消融实验考察FU NetBlock、ECA 和 SIOU 模块对模型性能的影响,表2为不同模块组合对INS-YOLOv7模型性能的影响。在相同环境下,比较不同模块组合的mAP、Recall、Precision、mAP50:95、F1-Score 和FPS等指标结果,结合图5中主要指标变化情况,可以比较全面地评估添加FU NetBlock、ECA 和 SIOU 模块对模型性能的改进效果。

Table 2 Results of the ablation experiments

表 2 消融实验结果								
FU Net-Block	ECA	SIoU	mAP	Recall	Precision	mAP50:95	F1-Score	FPS
BaseLine			0.906	0.867	0.923	0.665	0.89	60.6
√			0.925	0.865	0.939	0.666	0.90	73.6
	√		0.928	0.903	0.932	0.673	0.92	60.2
		√	0.91	0.874	0.924	0.658	0.90	60.8
√	√		0.931	0.872	0.906	0.656	0.89	70.2
√		√	0.912	0.878	0.917	0.667	0.90	71.0
	√	√	0.918	0.89	0.903	0.667	0.90	60.3
√	√	√	0.934	0.887	0.926	0.674	0.91	71.3

消融实验结果表明,引入FU NetBlock后,Precision提升了1.6%,FPS提高了13;引入ECA后使F1-Score提升了3%,同时将Recall提升了3.6%;引入FU NetBlock的同时,增加ECA注意力机制,模型的mAP提升了2.5%,FPS提升了9.6。图4更清晰地展示了YOLOv7引入各模块后mAP和F1-Score的变化情况。

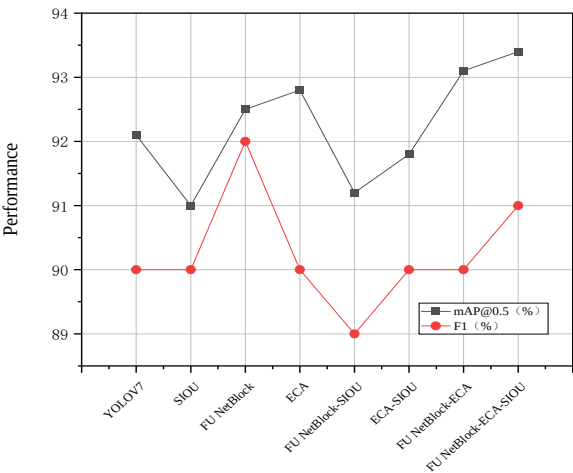


Fig. 4 Comparison of mAP and F1-Score changes in ablation experiments

图4 消融实验mAP和F1-Score变化比较

在引入不同模块的过程中,指标波动上升,相比YOLOv7,INS-YOLOv7的mAP上升了2.8%,F1-Score提升了2%,充分证明了INS-yolov7改进过程中的有效性。

3.7 对比实验

为评估INS-YOLOv7模型的性能,与主流目标检测算法进行对比,包括双阶段FasterR-CNN、单阶段有锚框

SSD、YOLOv5和YOLOv7和单阶段无锚框YOLOv8。各组算法在训练过程中,适用的数据集与环境均相同,实验结果通过mAP、Recall、Precision、mAP50:95、F1-Score 和FPS等指标进行评估,最终结果如表3所示。

Table 3 Comparison experiment results

表 3 对比实验结果

Model	mAP	Recall	Precision	mAP50:95	F1-Score	FPS
SSD ^[22]	0.681	0.413	0.988	0.439	0.58	59.8
Faster R-CNN ^[23]	0.745	0.892	0.547	0.551	0.68	50.4
yolov5 ^[24]	0.882	0.818	0.893	0.654	0.85	63.9
Yolox ^[25]	0.879	0.883	0.878	0.64	0.89	57.2
yolov8 ^[26]	0.917	0.882	0.882	0.673	0.88	67.8
Yolov7	0.906	0.867	0.923	0.665	0.89	60.6
INS-yolov7	0.934	0.887	0.926	0.674	0.91	71.3

表3中,INS-YOLOv7的mAP、Recall、Precision、mAP50:95、F1-Score 和FPS比经典的单阶段有锚框YOLOv5高出5.2%、6.9%、3.3%、2.4%、6%和7.4。INS-YOLOv7的mAP、Precision、F1-Score 和FPS比单阶段无锚框YOLOv8高出1.7%、4.4%、3%和3.5。INS-YOLOv7的mAP、Precision、mAP50:95、F1-Score 和FPS比双阶段的Faster R-CNN高出18.9%、37.9%、12.3%、23%和20.9,比YOLOX高出5.5%、4.8%、3.4%、2%和14.1。INS-YOLOv7的mAP、Recall、mAP50:95、F1-Score 和FPS比SSD算法高出25.3%、47.4%、23.5%、33%和11.5。可以看出,INS-YOLOv7表现出显著优势。

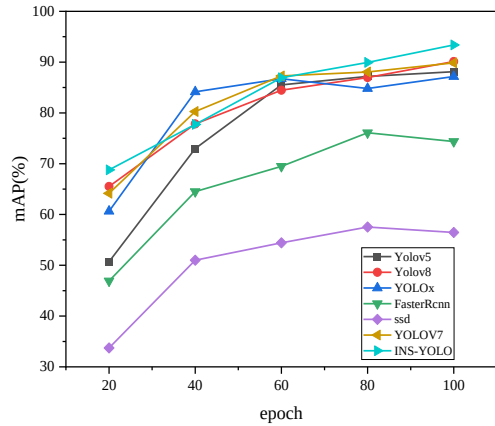
为更直观地展示模型在训练过程中的表现能力,通过折线图展示训练过程中mAP指标从初始到收敛的变化,用柱状图对比模型的F1-Score值,观察不同模型的数值变化情况。

图5(a)为模型在训练过程中的mAP变化趋势,图5(b)的F1-Score值是模型训练完成后的结果。由图5(a)可知所有模型均已收敛,且INS-YOLOv7在训练60轮后,mAP指标显著领先于其他模型。结合已经收敛的图5(a)可知所有模型结果均有效,证明图5(b)结果真实可用,说明INS-YOLOv7在F1-Score上仍具有优势。

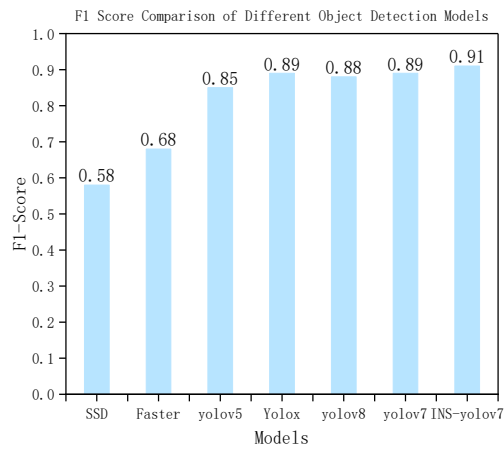
3.8 热图可视化分析

梯度加权类激活映射(Gradient-weighted Class Activation Mapping, Grad-CAM)是一种可视化方法,用于解释深度神经网络对输入图像的分类决策。图6是YOLOv7改进前后的Grad-CAM热图(彩图扫OSID码可见)。

目标检测结果分析中,借助热图能直观看到图像信息对于预测结果的贡献排名,颜色越红表示对该区域的关注程度越高。图7(a)显示YOLOv7模型不仅关注图像中待测绝缘子所处位置,而且对图像中的线夹和挂环也有一定关注度,表明YOLOv7可能存在对无关区域存在过度关注的情况,可能会导致漏检或误检。图7(b)显示INS-YOLOv7模型能更好地聚焦在待测图像中绝缘子串与绝缘子缺陷处,证明改进后的模型在训练过程中增加了对检测



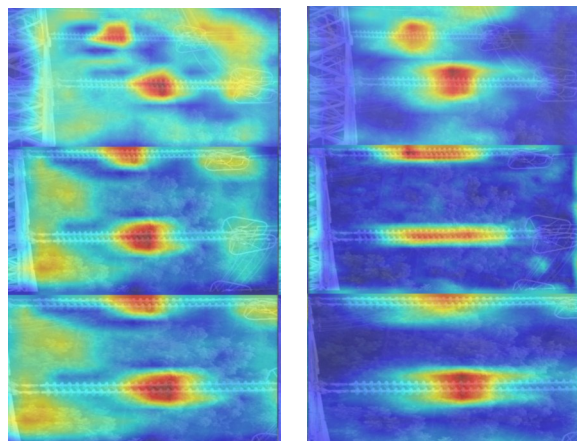
(a) mAP



(b) F1-Score

Fig. 5 Trend plots of mAP and F1-Score during the training of different models

图5 不同模型训练过程中的mAP和F1-Score变化趋势



(a) YOLOv7

(b) INS-YOLOv7

Fig. 6 Thermal power map visualization results

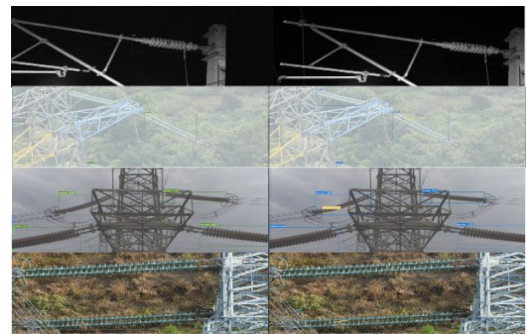
图6 热图可视化结果

绝缘子区域的关注度,减少了网络散焦情况,从而提高了模型准确率。

3.9 INS-YOLOv7结果分析

本文通过雾化算法生成雾霾天气低光照环境下的绝缘子图像,并结合夜间高铁悬挂链绝缘子图片,构建更具有挑战性的不同光照条件下的绝缘子数据集。所有模型均在相同数据集和训练参数下训练,均至收敛状态。上文对比实验和消融实验结果表明,INS-YOLOv7在目标检测领域的表现显著优于原始YOLOv7模型。

图7是改进前后YOLOv7模型在漏检和错检方面的性能对比。可以看出,改进后的INS-YOLOv7在各类光照条件下都能有效克服原始YOLOv7模型存在的漏检和误检问题,实现绝缘子精准定位。



(a) Missing test (YOLOv7 (L), INS-YOLOv7 (R))

(a) 漏检(YOLOv7(左)、NS-YOLOv7(右))



(b) Error detection (YOLOv7 (L), INS-YOLOv7 (R))

(b) 错检(YOLOv7(左)、INS-YOLOv7(右))

Fig. 7 Comparison of omission and error detection

图7 漏检与错检情况比较

图8展示了改进前后的YOLOv7模型在复杂场景和存在遮挡物情况下的检测效果。即使绝缘子数量较多或存在遮挡,INS-YOLOv7模型也能精准定位,展现出其对遮挡和密集目标的鲁棒性。

上述实验结果表明,INS-YOLOv7在不同光照条件下展现出更强的鲁棒性和更高的检测精度,为实际应用提供了更可靠的保障。

4 结语

本文提出了一种基于YOLOv7的改进算法 INS-YO-

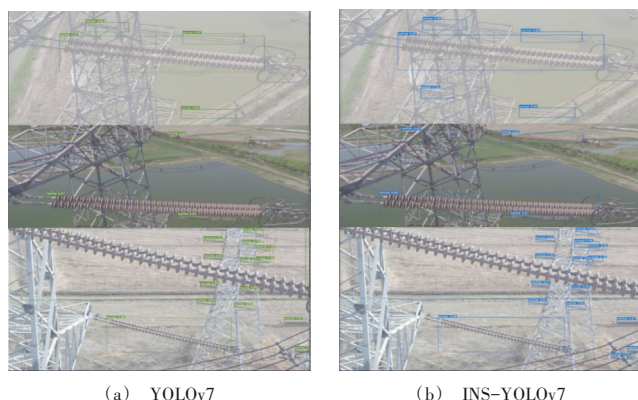


Fig. 8 Detection effect of complex scenes

图8 复杂场景检测效果

LOv7,针对现有绝缘子缺陷检测方法在不同光照条件下适应性不足、小目标识别能力不足、目标遮挡和不同光照条件组成的数据集样本稀缺等问题。同时,提出一种雾化算法,解决现有数据集稀缺问题,丰富不同光照条件下的绝缘子数据集,设计轻量化特征提取模块FU NetBlock,有效提升了模型对小目标的识别能力。并且,引入ECA注意力机制和Siou损失函数,进一步增强了模型的特征提取能力和细微缺陷识别能力。实验表明,INS-YOLOv7在不同光照条件下表现出了优异性能,显著优于其他主流目标检测算法。该算法提升了绝缘子缺陷检测效率和准确性,能够保障输电线路的安全运行。

下一步将重点研究模型的轻量化方法和基于复杂环境和光照条件的改进算法,进一步提升模型性能和实用性。

参考文献:

- [1] ZHAI Y J, WANG D, ZHAO Z B, et al. Insulator string location method based on spatial configuration consistency feature [J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(5): 1568-1578.
翟永杰,王迪,赵振兵,等.基于空域形态一致性特征的绝缘子串定位方法[J].中国电机工程学报,2017,37(5):1568-1578.
- [2] ZHANG L P, ZHAO J M, REN Y F. Research on multiple features extraction technology of insulator images [C]//2018 10th International Conference on Modelling, Identification and Control (ICMIC), 2018: 1-6.
- [3] CHEN W H, YAO L N, LI F Z. Insulator defect detection and location in UAV grid inspection [J]. Journal of Computer Applications, 2019, 39(S1): 210-214.
陈文浩,姚利娜,李丰哲.无人机电网巡检中的绝缘子缺陷检测与定位[J].计算机应用,2019,39(S1):210-214.
- [4] TAN P, LI X, DING J, et al. Mask R-CNN and multifeature clustering model for catenary insulator recognition and defect detection [J]. Journal of Zhejiang University-SCIENCE A, 2022, 23(9): 745-756.
- [5] PANG C J, ZHANG P C. Insulator status classification based on deep learning model and sparse representations [J]. Software Guide, 2018, 17(5): 40-42.
庞春江,张鹏程.基于深度学习模型与稀疏表示的绝缘子状态分类[J].软件导刊,2018,17(5):40-42.
- [6] LIANG L M, ZOU P. YOLOv4-based algorithm for insulator detection [J]. Software Guide, 2022, 21(8): 132-137.
梁礼明,邹培.基于YOLOv4的绝缘子检测算法[J].软件导刊,2022, 21(8): 132-137.
- [7] QI X M, YE S F. Drop strings detection of aerial insulator based on improved lightweight YOLOv5-GCDNet [J]. Software Guide, 2023, 22(11): 57-64.
齐向明,叶松发.基于轻量化YOLOv5-GCDNet的航拍绝缘子掉串检测[J].软件导刊,2023,22(11):57-64.
- [8] HUI Y M, WANG J, LI B. WSA-YOLO: weak-supervised and adaptive object detection in the low-light environment for YOLOv7 [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73: 3350120.
- [9] YANG Q, MENG H, GAO Y, et al. A real-time object detection method for underwater complex environments based on FasterNet-YOLOv7 [J]. Journal of Real-Time Image Processing, 2024, 21(1): 1-14.
- [10] ZHANG Z D, ZHANG B, LAN Z C, et al. FINet: an insulator dataset and detection benchmark based on synthetic fog and improved YOLOv5 [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 3194909.
- [11] MIE G. Beiträge zur Optik trüber Medien, speziell kolloidaler Metallösungen [J]. Annalen der Physik, 1908, 330(3): 377-445.
- [12] COX L J. Optics of the atmosphere: scattering by molecules and particles [J]. Optica Acta International Journal of Optics, 1977, 24(7): 779-779.
- [13] HE K, SUN J, TANG X. Single image haze removal using dark channel prior [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 33(12): 2341-2353.
- [14] 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.
- [15] ZOU L, CHENG H. Research on wind turbine blade surface damage identification based on improved convolution neural network [J]. Applied Sciences, 2022, 12(18): 9338.
- [16] WANG Q, WU B, ZHU P, et al. ECA-Net: efficient channel attention for deep convolutional neural networks [C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 11534-11542.
- [17] GEVORGYAN Z. Siou loss: more powerful learning for bounding box regression [DB/OL]. <https://arxiv.org/abs/2205.12740>, 2022.
- [18] REGISWANG. InsulatorDataSet [EB/OL]. <https://github.com/InsulatorData/InsulatorDataSet>.
- [19] CHAO123. Normal_Insulators [EB/OL]. <https://aistudio.baidu.com/datasetdetail/84488>.
CHAO123. 绝缘子 [EB/OL]. <https://aistudio.baidu.com/datasetdetail/84488>.
- [20] HAN K, WANG Y, TIAN Q, et al. Ghostnet: more features from cheap operations [C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 1580-1589.
- [21] SANDLER M, HOWARD A, ZHU M, et al. Mobilenetv2: inverted residuals and linear bottlenecks [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 4510-4520.
- [22] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot multibox detector [C]//Proceedings of 14th European Conference on Computer Vision, 2016: 21-37.
- [23] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 39(6): 1137-1149.
- [24] GLENN-JOCHER, BORDA, ALEXSTOKEN, et al. YOLOv5 [EB/OL]. <https://github.com/ultralytics/yolov5>.
- [25] GE Z, LIU S, WANG F, et al. Yolox: exceeding yolo series in 2021 [DB/OL]. <https://arxiv.org/abs/2107.08430>, 2021.
- [26] ULTRALYTICS. YOLOv8 and vision AI [EB/OL]. <https://github.com/ultralytics/ultralytics>.