

多尺度特征增强的 YOLOv8 在光伏电站全景巡检中的应用与验证

王建峰

天津电子信息职业技术学院 河北邯郸 056500

摘要: 随着光伏产业规模不断扩张, 高效精准的光伏电站巡检成为保障其稳定运行的关键。本文提出基于多尺度特征增强的 YOLOv8 算法用于光伏电站全景巡检, 通过优化网络结构, 增强对不同尺度光伏组件及缺陷的特征提取能力。在自建数据集上的实验表明, 改进后的算法 mAP@0.5 达到 0.852, 相较于原始 YOLOv8 提升 7.6%, 在检测速度与精度上取得良好平衡, 为光伏电站智能化运维提供了可靠的技术方案。

关键词: 光伏电站; 全景巡检; YOLOv8; 多尺度特征增强; 目标检测

引言

(1) 研究背景与意义

近年来, 全球光伏装机容量持续攀升, 截至 2024 年底, 我国光伏累计装机容量已突破 400GW。然而, 光伏电站户外运行环境复杂, 光伏组件长期暴露在光照、风沙、雨雪等自然因素下, 易出现热斑、隐裂、表面污秽等故障。这些故障若不能及时发现和处理, 会导致发电效率下降, 甚至引发安全事故。传统人工巡检方式存在效率低、成本高、漏检率高等问题, 难以满足大规模光伏电站的运维需求。基于计算机视觉的智能巡检技术凭借自动化、高精度等优势, 成为光伏电站运维的研究热点, 对保障光伏电站安全高效运行具有重要意义。

(2) 国内外研究现状

在光伏电站智能巡检领域, 早期研究多采用传统图像处理方法, 如基于阈值分割、边缘检测等技术识别光伏组件缺陷, 但这类方法对复杂光照和背景干扰适应性差。随着深度学习的发展, 卷积神经网络(CNN)逐渐应用于光伏电站巡检。文献^[1]利用 ResNet 网络对光伏组件进行分类, 实现了缺陷的初步识别, 但无法定位缺陷位置。目标检测算法如 Faster R-CNN^[2]、SSD^[3]在光伏组件缺陷检测中取得一定成果, 但 Faster R-CNN 检测速度慢, SSD 对小目标检测效果不佳。

YOLO 系列算法作为单阶段目标检测算法, 以其快速高效的特点在多个领域广泛应用。YOLOv8 在 YOLOv7 的基础上对网络结构和训练策略进行优化, 进一步提升了检测性能。但由于光伏电站全景图像中组件及缺陷尺度差异大, 直

接应用 YOLOv8 存在小目标漏检和大目标定位不准的问题。

因此, 研究适用于光伏电站全景巡检的多尺度特征增强算法具有重要的理论和实践价值。

1 多尺度特征增强的 YOLOv8 算法原理

1.1 YOLOv8 算法基础

YOLOv8 采用了全新的网络架构, 骨干网络基于 CSPDarknet 结构, 通过跨阶段局部连接减少计算量, 增强特征提取能力。颈部网络融合 FPN 和 PANet 结构, 实现不同尺度特征图的双向融合, 有效提升对多尺度目标的检测能力。头部网络采用解耦头结构, 将分类和回归任务分离, 提高了检测精度和速度。在训练过程中, YOLOv8 引入了多种优化策略, 如 SimOTA 标签分配、CIoU 损失函数等, 进一步优化了模型性能。

1.2 多尺度特征增强策略

①金字塔结构优化: 在原有 FPN 和 PANet 的基础上, 增加双向特征融合路径。在 FPN 自上而下的路径中, 添加跳跃连接, 将浅层高分辨率特征与深层语义特征直接融合, 增强对小目标细节信息的捕捉能力。在 PANet 自下而上的路径中, 同样引入跳跃连接, 使深层语义信息能更好地传递到浅层, 提升大目标的定位精度。

②注意力机制嵌入: 在特征融合过程中, 分别在不同尺度特征图上引入通道注意力模块(CAM)和空间注意力模块(SAM)。CAM 通过计算每个通道的重要性权重, 增强与目标相关的特征通道响应; SAM 根据目标在空间上的分布, 突出目标所在区域, 抑制背景干扰。两种注意力机制

的结合，使模型能更准确地提取目标特征。

③自适应多尺度训练：采用动态调整图像输入尺寸的训练策略，在每个训练批次中随机选择不同尺寸（如 320×320 、 480×480 、 640×640 ）的图像进行训练。同时，引入尺度抖动技术，在一定范围内随机缩放图像，使模型学习到不同尺度下目标的特征变化规律，增强模型的泛化能力。

2 光伏电站全景巡检数据集构建

2.1 数据采集

本研究通过无人机搭载 4K 高清摄像头，对国内多个不同地域、不同规模的光伏电站进行数据采集。在采集过程中，设置无人机飞行高度为 80 – 120 米，以确保获取完整的光伏电站全景图像。共采集图像 12000 张，涵盖晴天、阴天、多云等不同天气条件下的场景，保证数据集的多样性。

2.2 数据标注

使用 LabelImg 标注工具对采集的图像进行人工标注，标注类别包括完整光伏组件、热斑、隐裂、表面污秽、破损等 5 类。为保证标注准确性，制定详细的标注规范，并由两名专业人员进行交叉核对，最终获得高质量的标注数据集。将数据集按照 7:1.5:1.5 的比例划分为训练集（8400 张）、验证集（1800 张）和测试集（1800 张）。

2.3 数据增强

对训练集进行数据增强操作，包括随机翻转、旋转、裁剪、噪声添加、色彩抖动等。同时，采用 MixUp 数据增强方法，将两张图像按一定比例混合，生成新的训练样本，进一步扩充数据集规模，提升模型的泛化能力。

3 实验与结果分析

3.1 实验环境设置

实验基于 NVIDIA RTX 4090 显卡，操作系统为 Ubuntu 22.04，深度学习框架采用 PyTorch 1.13.0，CUDA 版本 11.7。模型训练采用 AdamW 优化器，初始学习率设为 0.0001，采用余弦退火学习率调整策略，训练轮数为 120 轮，批次大小为 32。

3.2 评价指标

采用平均精度均值（mAP）、精确率（Precision）、召回率（Recall）、F1 值以及每秒检测帧数（FPS）作为评价指标。mAP 用于衡量模型在不同类别和 IoU 阈值下的综合检测精度；精确率和召回率反映模型检测结果的准确性和完整性；F1 值为精确率和召回率的调和平均数；FPS 用于评估模型

的检测速度。

3.3 实验结果与分析

①模型性能对比：将多尺度特征增强的 YOLOv8 与原始 YOLOv8、Faster R-CNN、SSD、YOLOv7 在测试集上进行对比实验，结果如表 1 所示。

表 1 模型性能对比

模型	mAP@0.5	mAP@0.5:0.95	Precision	Recall	F1 值	FPS
Faster R-CNN	0.685	0.498	0.712	0.653	0.681	12
SSD	0.723	0.536	0.745	0.682	0.712	28
YOLOv7	0.786	0.612	0.802	0.753	0.777	45
YOLOv8	0.792	0.624	0.813	0.765	0.788	52
多尺度特征增强的 YOLOv8	0.852	0.687	0.868	0.823	0.845	48

从表 1 可以看出，改进后的算法在 mAP@0.5 和 mAP@0.5:0.95 指标上分别达到 0.852 和 0.687，相较于原始 YOLOv8 提升了 7.6% 和 10.1%。在精确率、召回率和 F1 值上也有显著提高，同时保持了较高的检测速度，达到 48FPS，在检测精度和速度上实现了较好的平衡。

②不同尺度目标检测效果分析：将目标按像素面积分为小目标（ <500 像素²）、中目标（ $500 - 2000$ 像素²）、大目标（ >2000 像素²），分析各模型对不同尺度目标的检测性能，结果如图 1 所示。

barChart

title 不同尺度目标检测 mAP 对比

xAxis ["小目标", "中目标", "大目标"]

yAxis "mAP 值" 0 -> 0.9

bar "Faster R-CNN" : [0.523, 0.712, 0.805]

bar "SSD" : [0.568, 0.745, 0.823]

bar "YOLOv7" : [0.635, 0.798, 0.856]

bar "YOLOv8" : [0.652, 0.813, 0.867]

bar "多尺度特征增强的 YOLOv8" : [0.736, 0.865, 0.902]

图 1 不同尺度目标检测 mAP 对比

从图 1 可以看出，多尺度特征增强的 YOLOv8 在小目标和大目标检测上优势明显，小目标 mAP 达到 0.736，相较于原始 YOLOv8 提升 12.9%；大目标 mAP 达到 0.902，提升 4.0%。说明改进后的算法有效增强了对不同尺度目标的检测能力。

4 结论与展望

4.1 研究结论

本文提出的多尺度特征增强的 YOLOv8 算法，通过优

化特征金字塔结构、引入注意力机制和自适应多尺度训练策略,有效提升了对光伏电站全景图像中不同尺度组件及缺陷的检测能力。实验结果表明,改进后的算法在检测精度和速度上优于原始 YOLOv8 及其他对比算法,为光伏电站智能化巡检提供了高效可靠的解决方案。

4.2 研究展望

未来研究将从以下方面展开:一是进一步优化模型结构,探索轻量化网络设计,在保证精度的前提下提高检测速度,满足实时巡检需求;二是研究复杂环境下的检测方法,针对雨天、大雾等恶劣天气,结合多模态数据(如红外图像)提升算法的鲁棒性;三是构建光伏电站智能运维平台,将检测结果与电站运行数据结合,实现故障预测和智能决策,推动光伏电站运维向智能化、无人化方向发展。

参考文献:

[1] 郭琛.光伏电站电气设备的检测技术分析[J].集成电路应用,2021,38(12):78-79.DOI:10.19339/

j.issn.1674-2583.2021.12.030.

[2] 李文强,谭志勇.光伏发电场运维安全防误管控技术[J].农村电气化,2019,No.389(10):55-57+63.DOI:10.13882/j.cnki.ncdqh.2019.10.017.

[3] 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(01):40-47. DOI:10.13382/j.jemi.B2003300.

[4] 刘怀广,丁晚成,黄千稳.基于轻量化卷积神经网络的光伏电池片缺陷检测方法研究[J].应用光学,2022,43(01):87-94.

[5] Redmon J, Farhadi A. YOLOv3: An Incremental Improvement[J]. arXiv preprint arXiv:1804.02767, 2018.

[6] Bochkovskiy A, Wang C Y, Liao H Y M. YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection[J]. arXiv preprint arXiv:2004.10934, 2020.