

多尺度的 YOLOv8-MNS 光伏板缺陷检测算法

朱成杰,刘乐乐,朱洪波

安徽理工大学 电气与信息工程学院,安徽 淮南 232001

摘要:目的 针对现有光伏板缺陷检测算法精度低、计算量高、参数量大等问题,提出一种改进的 YOLOv8 光伏板缺陷检测算法。方法 首先,使用改进后的 C2f 模块 C2f-MS 替换原模型中的一部分 C2f 结构,既减少了模型的计算量和参数量,又增强了多尺度特征的提取和融合能力;其次,在原有 CIoU 中添加 NWD(Normalized Gaussian Wasserstein Distance),以提升对小目标的检测性能,使得模型对各种目标的检测能力更加均衡;最后,使用 Soft-NMS 替代 NMS,改变原模型对预测框的处理方式,解决了一个目标出现多个检测框的问题,进一步改善了检测结果。结果 实验结果表明:改进后的 YOLOv8 模型参数量下降 9.57%,计算量下降 6.1%,mAP@50 从 87%提升到了 89.5%,提升了 2.5%,mAP@[0.5:0.95]从 45.7%提升到了 49.8%,提升了 4.1%。结论 改进后模型在参数量、计算量下降的情况下检测精度也有一定的提升,对于实际应用具有一定的参考价值。

关键词:缺陷检测;YOLOv8;NWD;Soft-NMS

中图分类号:TP183;TP391.41;TM615 文献标识码:A doi:10.16055/j.issn.1672-058X.2026.0004.005

A Multi-Scale YOLOv8-MNS Algorithm for Photovoltaic Panel Defect Detection

ZHU Chengjie, LIU Lele, ZHU Hongbo

School of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, Anhui, China

Abstract: Objective An improved YOLOv8 algorithm for photovoltaic panel defect detection is proposed to address the problems of low detection accuracy, high computational cost, and a large number of parameters in existing photovoltaic panel defect detection algorithms. **Methods** First, the improved C2f-MS module was used to replace a part of the original C2f structure in the model. This not only reduced the computational cost and the number of parameters of the model but also enhanced the extraction and fusion capabilities of multi-scale features. Second, the normalized Gaussian Wasserstein distance (NWD) was added to the original CIoU to improve the detection performance for small targets, making the model's detection ability for various targets more balanced. Finally, Soft-NMS was used to replace NMS, which changed the way the original model processed prediction boxes, solved the problem of multiple detection boxes for a single target, and further improved the detection results. **Results** Experimental results showed that the improved YOLOv8 model reduced the number of parameters by 9.57% and the computational cost by 6.1%. Meanwhile, the mAP@50 increased from 87% to 89.5% (an increase of 2.5%), and the mAP@[0.5:0.95] increased from 45.7% to 49.8% (an increase of 4.1%). **Conclusion** The improved model shows a certain improvement in detection accuracy while reducing the number of parameters and computational cost, which has a certain reference value for practical applications.

Keywords: defect detection; YOLOv8; NWD; Soft-NMS

收稿日期:2024-05-10 修回日期:2024-09-18 文章编号:1672-058X(2026)04-0035-07

基金项目:国家自然科学基金项目资助(62003001)。

作者简介:朱成杰(1979—),男,博士,副教授,从事嵌入式系统的研究与应用。

通信作者:刘乐乐(1999—),男,硕士研究生,从事深度学习研究。Email:307408983@qq.com。

引用格式:朱成杰,刘乐乐,朱洪波.多尺度的 YOLOv8-MNS 光伏板缺陷检测算法[J].重庆工商大学学报(自然科学版),2026,43(4):34-41.

Zhu Chengjie, Liu Lele, Zhu Hongbo. A multi-scale YOLOv8-MNS algorithm for photovoltaic panel defect detection[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2026, 43(4): 35-41.

“2030 年前碳达峰,2060 年前碳中和”是我国能源战略转型的重大战略决策,标志着我国进入了落实“双碳”目标的关键阶段^[1]。据 2021 年底的数据显示,中国光伏发电累计并网装机容量约为 305.987 0 GW。在实现“双碳”目标的新形势下,中国太阳能利用技术和应用场景迎来了新的发展时期^[2]。光伏板作为重要的可再生能源技术,其广泛应用已成为降低对化石燃料依赖、减少温室气体排放的重要途径。然而,在实际生产过程中,光伏板可能面临各种由制造工艺、环境因素和人为因素等引起的缺陷和问题。准确高效地识别光伏板缺陷,找出缺陷产生的原因并提出解决方案,对于提高光伏板生产的可靠性和效率至关重要。

在光伏板工业生产中,常见的缺陷包括裂纹、碎片、划痕、断栅等问题。针对这些光伏缺陷,国内外科研机构和企业进行了大量的研究,致力于开发更精准、高效的检测手段。随着对光伏板的需求量渐渐增加和计算机视觉技术的快速发展,基于机器视觉和深度学习的自动化检测方法已逐渐成为主流。相较于传统的基于特征工程的方法,深度学习目标检测有着效果直观、检测速度快等特点^[3]。深度学习中的目标检测模型主要分为两种:一阶段算法如 YOLO(You Only Look Once)^[4] 系列等,直接预测目标框和类别;二阶段算法如 Faster-RCNN^[5],先生成候选区域再进行分类与回归。不管是一阶段算法还是二阶段算法,很多学者利用不同的深度学习模型应用于光伏板的缺陷检测,提高了整体的检测精度和工作效率。如文献[6]提出一种融合注意力机制的多尺度光伏板缺陷检测方法,通过构建多尺度特征自适应融合网络,引入特征增强模块和注意力机制,有效实现了光伏板缺陷的检测。

YOLO 系列也有很多学者对光伏电池缺陷做了一些研究。例如,文献[7]提出一种基于 YOLOv3 模型对太阳能电池板电致发光图片进行缺陷检测的算法,并通过 K-means 聚类优化先验框来实现比较准确的检测;文献[8]提出一种改进的 YOLOv5 网络结构,引入 Ghost Module 以减少网络模型的参数量,同时引入 SE 注意力机制和双向特征金字塔网络(BIFPN)来提升模型的检测性能;文献[9]提出一种改进的 YOLOv5 结构,引入 BottleneckCSP 模块的同时,利用 Ghost Convolution 来提高模型的推断速度,并减少参数量,提升了对微小缺陷的检测能力;文献[10]提出一种改进的 YOLOv5s-GD 检测模型,通过融合 GhostNetV2 模块、改进的 DenseNet 密集网络模块和添加坐标注意力机制,显著提高了对光伏电池 EL 缺陷图像的定位识别效果;文献[11]通过引入 Swin Transformer 模块、Shuffle Attention 机制、SiLU 损失函数、K-means++ 聚类算法对 YOLOv7 进行改进,实现了对太阳能电池片表面缺陷准确快速的检测。

通过上述研究可知,在以往基于深度学习的光伏板缺陷检测算法中,检测任务中已经取得了很好的效果。但是对于光伏板缺陷中存在的微小目标,研究较少,同时很多模型的体积偏大不利于实际应用,这样间接增加了成本。因此,本文针对光伏板缺陷检测中微小目标检测能力的不足,以及模型参数量、计算量等问题进行研究,并提出一种改进的 YOLOv8 模型。首先,构建新的卷积模块 MSConv(Multi-scale Convolution),并将其加入 C2f 中组建新的 C2f 结构 C2f-MS,在降低参数量和计算量的同时也增强了多尺度特征提取的能力,获得了更多的全局信息;然后将 NWD 加入原损失函数 CIoU 中,以提升对小目标的检测能力,进而提升整体性能;最后使用 Soft-NMS 替代 NMS,解决同一个目标存在多个检测框的问题。

1 YOLOv8 模型介绍与算法改进

YOLOv8 是 YOLO 目标检测算法系列的最新版本。该算法的网络结构由主干特征提取网络(Backbone)、特征融合网络(Neck)和检测头(Head)3 部分组成,它们共同协作以实现高效的目标检测功能。在网络模型中,主干特征提取网络由 Conv、SPPF 和 C2f 模块组成。其中 C2f 模块参考 YOLOv5 中的 C3 模块和 YOLOv7 中 ELAN 模块的设计思想,在轻量化的前提下获得了更丰富的梯度流信息。特征融合网络由 Upsample、Concat 和 C2f 组成,主要进行特征融合,以综合多尺度的特征信息,为后续目标检测任务提供更全面的特征表达。检测头采用主流的解耦头结构,将分类和检测头分离,同时,它采用无锚(Anchor-Free)模型,直接预测目标的中心点和宽高比例,而不是预测 Anchor 框的位置和大小。这种方式可以减少 Anchor 框的数量,加速非极大值抑制,提高检测速度和精度。本文基于 YOLOv8n 模型进行改进,通过使用全新模块 C2f-MS,将 NWD 添加到原损失函数中,使用 Soft-NMS 替换 NMS 3 种策略进行性能优化。其具体改进的 YOLOv8n 结构如图 1 所示。

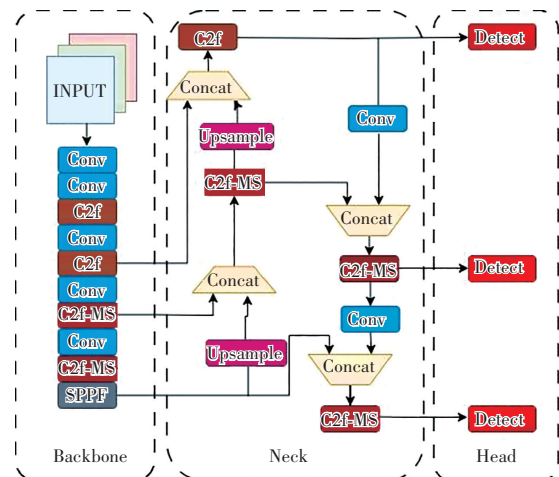


图 1 改进后的 YOLOv8 结构

Fig. 1 Structure of the improved YOLOv8 model

1.1 改进的C2f模块

深度可分离卷积(Depthwise Separable Convolution)^[12]由逐通道卷积和逐点卷积组成。深度卷积指不跨通道的卷积,也即特征图的每个通道有一个独立的卷积核,并且这个卷积核作用且仅作用在这个通道之上。采用深度卷积对每层通道数均进行卷积特征提取操作,但是这些特征是在单一特征通道上完成的,各个通道特征之间的信息相互独立,然后使用逐点卷积(1×1 卷积来完成逐点卷积这个功能)对各通道特征进行融合。逐点卷积的作用是对特征通道进行升维和降维。

尺度感知调制(Scale-Aware Modulation, SAM)^[13]包括MHMC(Multi-Head Mixed Convolution)和SAA(Scale-Aware Aggregation)两个关键部分,其中MHMC的结构如图2所示。

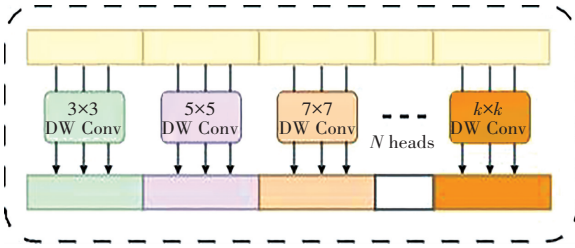


图2 MHMC结构图

Fig. 2 Structure of the MHMC module

MHMC引入了具有不同卷积核大小的深度可分离卷积,使其能够捕捉多个尺度上的空间特征。当头的数量 N 设置得较大时,能够引入大卷积核来扩大感受野,增强其建模长距离依赖关系的能力。MHMC将输入通道分为 N 个头,对每个头应用独立的深度可分离卷积。同时,将卷积核大小初始化为 3×3 ,并逐头递增,通过调整头的数量来调节感受野的范围和多粒度信息。

SAA是为了增强MHMC中多个头之间的信息交互,引入的一种新型轻量化聚合模块,其结构如图3所示。

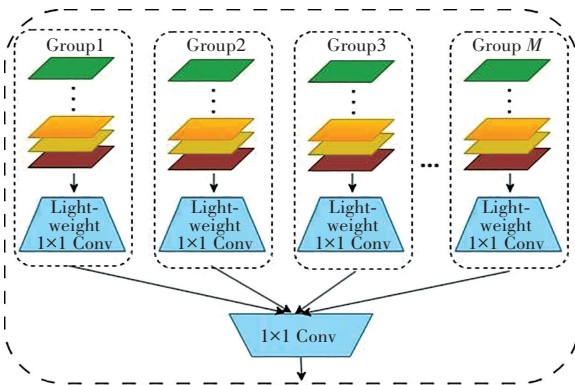


图3 SAA结构图

Fig. 3 Structure of the SAA module

SAA对由MHMC生成的不同粒度特征进行重组和分组,然后使用 1×1 卷积进行组内-组间模式的跨组信息融合,从而实现轻量高效的聚合效果。

根据深度可分离卷积和SAM的思想,将输入通道独立地使用不同卷积核的卷积,输出不同尺度的特征

图,再通过一个 1×1 卷积将不同通道之间的信息进行整合和交互,达到特征融合的效果,构建了新的卷积模块MSConv,其结构如图4所示。

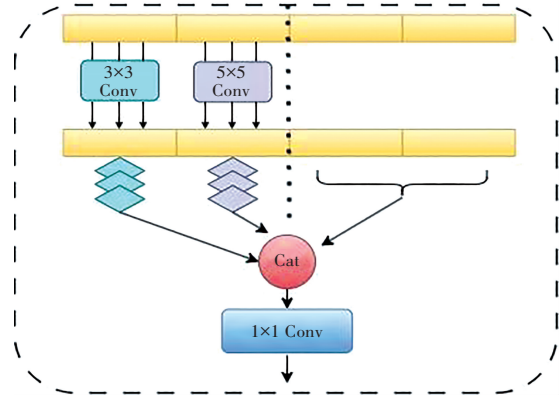


图4 MSConv结构图

Fig. 4 Structure of the MSConv module

由图4可以看出,输入通道的 $1/2$ 不进行卷积操作,输入通道的 $1/4$ 进行 3×3 卷积,另外 $1/4$ 进行 5×5 卷积,然后再将各种独立通道下不同尺度的特征图在通道维度上拼接起来,最后执行 1×1 卷积操作,调整通道数。该卷积使用不同尺寸的卷积核,可以捕捉到输入特征图的不同细节和尺度信息,从而提高模型对于多尺度特征的感知能力。同时该卷积将输入特征图的通道分开处理,避免了冗余的乘法运算,减少了计算量,并且对于缩减后的 $1/2$ 的通道数不进行任何卷积操作,又进一步降低了计算复杂度。在本文中使用MSConv代替C2f中部分Conv,并使用改进后的C2f-MS结构替代原模型中通道数大于512的C2f结构。其改进后的结构如图5所示。

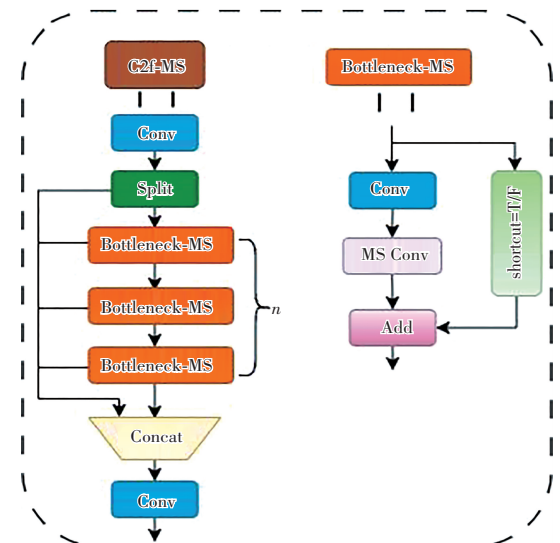


图5 C2f-MS结构图

Fig. 5 Structure of the C2f-MS module

通过使用不同尺寸的卷积核,MSConv可以捕捉输入特征图的不同细节和尺度信息,改进后的C2f可以增强模型对于多尺度特征的感知能力,提高模型的表达能力。其次,MSConv将输入特征图的通道分开处理,

只对其中的 1/4 通道进行 3×3 卷积操作,另外 1/4 的通道进行 5×5 卷积操作。同时,对于缩减后的 1/2 通道数不进行任何卷积操作。改进后的 C2f 有效减少了计算复杂度,降低了模型的计算开销。

1.2 NWD 损失函数

交并比(Intersection over Union, IoU)^[14]是一种常用的评估目标检测算法性能的指标。它用于衡量检测结果与真实标注之间的重叠程度。在目标检测任务中,算法会输出一系列边界框来表示检测到的目标位置,而 IoU 就是通过计算算法输出的边界框与真实标注边界框的交集面积与并集面积之比来衡量它们的相似度。

NWD^[15]是一种基于 Wasserstein 距离的归一化高斯距离度量,在目标检测中用于衡量预测边界框和真实目标边界框之间的相似性。它通过将边界框建模为二维高斯分布,计算它们之间的距离,并使用归一化操作来降低尺寸和间距等因素的影响。

NWD 的计算基于将预测边界框和真实目标边界框建模为二维高斯分布。通过建模,可以将边界框表示为具有均值和协方差矩阵的高斯分布。然后,NWD 利用这两个高斯分布之间的 Wasserstein 距离来衡量它们之间的相似度。该方法的 Wasserstein 距离计算公式为

$$\zeta_{\text{NWD}(N_a, N_b)} = \exp\left(-\frac{\sqrt{W_2^2(N_a, N_b)}}{C}\right) \quad (1)$$

其中, C 是与数据集密切相关的常数, $W_2^2(N_a, N_b)$ 是一个权重参数,用于衡量真实框损失与预测框损失之间的关系。

YOLOv8 算法采用的是 CIoU 边界框回归损失函数,是基于传统的交并比(IoU)的度量。其具有一定的局限性,对于小目标标签位置偏差非常敏感,对不同尺度目标的敏感性差异较大。IoU 度量计算的是重叠程度,光伏板缺陷数据集中一些小目标像素偏少且尺度变化离散,微小的位置偏差就会导致 IoU 值的显著下降。而 Wasserstein 距离对比 IoU 最大的优点就是无论目标是否重叠,都可以测量分布的相似性。并且 NWD 对不同尺度的目标不敏感,同时其结合了 Wasserstein 距离和目标的归一化操作,考虑目标的位置、尺寸和置信度等因素,并将其归一化,减少了目标尺寸和间距的影响,因此更适合测量小目标间的相似性。

光伏板缺陷检测数据集中,一些标签的目标偏小,容易出现漏检情况,但是又考虑并不是所有标签都偏小,且使用 NWD 的情况比原先的 CIoU^[16]收敛速度偏慢,因此仅在原模型损失函数中添加 NWD 损失来提升对小目标的检测能力,在提升对小目标检测能力的同时仍然保留原先的 CIoU 损失,对收敛速度也不会产生太大影响。

1.3 Soft-NMS 非极大值抑制

NMS(Non Maximum Suppression)^[17]是目标检测框架中的后处理模块,主要用于删除高度冗余的目标框,

在一定区域内只保留属于同一种类别得分最大的框。其流程为首先从所有候选框中选取置信度最高的预测边界框 B_1 作为基准,将所有与 B_1 的 IOU 超过预定阈值的其他边界框移除;然后从所有候选框中选取置信度第二高的边界框 B_2 作为一个基准,将所有与 B_2 的 IOU 超过预定阈值的其他边界框移除;重复上述操作,直到所有预测框都被当作基准,这时候没有一对边界框过于相似。但是对于 NMS 来说,密集目标场景中,本身属于两个目标的检测框可能 IOU 很高,如果直接将置信度较大的那个检测框删除,有可能造成漏检,降低了模型的召回率。NMS 将置信度得分作为预测准确度的衡量指标,但在一些情况下,置信度得分高的预测框不一定更加准确。

Soft-NMS^[18]是在 NMS 过程中,对于与高置信度目标高 IOU 重叠的检测目标,不是直接删除,而是降低其置信度得分,使得这些目标在后面有机会被当作正确的检测框,从而避免误检。采用目标得分降低策略时,一个指导原则是检测框和高置信度检测框的 IOU 值越大,其置信度下降幅值越大,其高斯置信度的降低策略为

$$s_i = s_i \cdot e^{-\frac{L_{\text{IOU}}(m, b_i)^2}{\sigma}}, \forall b_i \in D \quad (2)$$

Soft-NMS 适合于解决密集检测场景下因 NMS 过程中直接删除高度重叠目标而造成的目标漏检问题。本文利用 Soft-NMS 代替原模型中的 NMS,Soft-NMS 保留了更多的候选框,它有助于捕捉一些小目标、遮挡目标或密集目标等容易被忽视的情况。这样可以提高检测的召回率,减少目标聚集情况下的漏检和误检,同时也解决了同个目标出现多个检测框的问题,进一步改善了检测结果。

2 仿真实验与结果分析

2.1 实验环境

本文研究的环境配置如下:CPU 使用 Intel(R) Xeon(R) CPU E5-2686 v4,显卡为 3070 Ti-8G,CUDA 版本为 11.7.0,系统为 Ubuntu 20.04.5 LTS,PyTorch 版本为 1.13.1,CUDA 版本为 11.7.0,Python 版本为 3.8.0,设置初始学习率 lr0 为 0.01,动量(momentum)为 0.937,优化器为 Adamw,IOU 为 0.7,batch size 为 32,works 为 8,图片大小为 640×640。

2.2 评估标准和数据集

本文采用参数量(Parameters)、计算量(GFLOPs)、mAP@0.5(Iou 阈值大于 0.5 的平均 mAP)和 mAP@[0.5:0.95],以及 FPS 来进行评估。mAP@0.5 反映的是模型精确率(Precision)随召回率(Recall)的变化趋势,该指标数值越高代表模型越容易在高召回率下保持高精确率。mAP@[0.5:0.95]表示多个 IOU 阈值下的 mAP,会在 q 区间[0.5,0.95]内,以 0.05 为步长,取 10 个 IOU 阈值,分别计算这 10 个 IOU 阈值下的 mAP,再取平均值。mAP@[0.5:0.95]越表示预测框越精准,因为

它取得了更多 IOU 阈值大的情况。

本文所用数据集为从 PP 飞桨(AI Studio)中获得的 600 张光伏板缺陷图片。将其进行标注,通过翻转、旋转等方法,将数据集图片扩充至 2 400 张,按照 4 : 1 的比例拆分成 1 920 张训练集和 480 张验证集。整个数据集包含划痕、断栅与脏污 3 类缺陷。3 类缺陷图如图 6 所示。

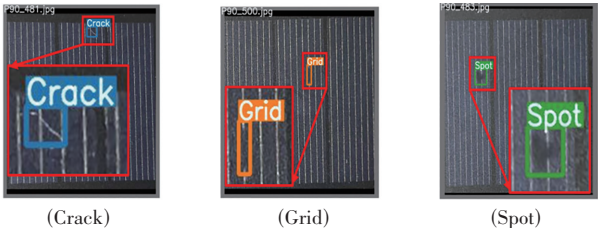


图 6 3 类缺陷图

Fig. 6 Three types of defects

2.3 改进 C2f 的实验

为了确保改进的公平性和改进效果的显著性,避免可能的偏差或干扰,在进行改进之前和之后都没有载入预训练模型。为验证改进后的 C2f-MS 结构对整个模型的适应性,将 C2f-MS 替换不同位置的 C2f 进行实验,实验结果如表 1 所示。表 1 展示了试验后模型的 mAP@0.5 和 mAP@ [0.5 : 0.95] 两个评价指标。其中,实验类型一为替换整个模型中通道数大于 512 的 C2f 结构,实验类型二为替换整个模型中通道数小于 512 的 C2f 结构,实验类型三为替换整个模型中所有的 C2f 结构。对 MSCConv 中 1/4 通道不同卷积核的卷积进行了不同实验类型的实验。

表 1 C2f-MS 的实验

Table 1 Experimental results of C2f-MS

卷积核数	实验类型一		实验类型二		实验类型三	
	mAP@ 0.5	mAP@ [0.5 : 0.95]	mAP@ 0.5	mAP@ [0.5 : 0.95]	mAP@ 0.5	mAP@ [0.5 : 0.95]
1, 3	0.886	0.458	0.857	0.443	0.853	0.432
1, 5	0.881	0.454	0.87	0.443	0.88	0.443
1, 7	0.882	0.447	0.872	0.447	0.861	0.435
3, 5	0.887	0.453	0.882	0.454	0.871	0.452
3, 7	0.866	0.446	0.871	0.446	0.87	0.445
5, 7	0.882	0.448	0.868	0.447	0.882	0.459

由表 1 可以看出,当卷积核数为[3,5],并且替换整个模型中通道数大于 512 的 C2f 结构时,mAP@ 0.5 最高;卷积核数为[5,7],并且替换整个模型中所有 C2f 结构时,mAP@ [0.5 : 0.95] 最高。由以上的实验数据可以看出,实验类型一的整体效果优于另外两个实验类型,并且当卷积核数为[3,5],使用改进后的 C2f 结构替换整个模型中通道数大于 512 的 C2f 结构的整体指标更好。因此后续的改进实验将在此基

础上进行。

2.4 消融实验

本文通过 3 个改进方案对网络模型进行改进,为探究 3 个改进方案对研究结果的影响,对改进点进行消融实验,具体实验数据如表 2 所示。3 个改进分别为使用改进后的 C2f 结构,即用 C2f-MS 替换通道数大于 512 的 C2f 结构;使用 NWD 加入原损失函数 CIOU 中以及使用 Soft-NMS 替换原模型中的 NMS。

表 2 消融实验

Table 2 Ablation study results

C2f-MS	NWD	Soft-NMS	Parameters/10 ⁶	GFLOPs	mAP@ 50/%	mAP@ [0.5 : 0.95]/%	FPS
×	×	×	3	8.2	87	45.7	76.34
✓	×	×	2.7	7.7	88.7	45.3	66.67
×	✓	×	3	8.2	88	45.5	76.34
×	×	✓	3	8.2	88.8	49.2	67.11
✓	✓	×	2.7	7.7	89	46.1	64.94
✓	✓	✓	2.7	7.7	89.5	49.8	59.88

由表 2 可以看出,在仅使用某一个改进的时候,均可以提升模型的 $mAP@50$,改善模型的整体性能。但是单独使用 C2f-MS 和 NWD 的时候, $mAP@50$ 得到了提升,但是 $mAP@[0.5:0.95]$ 有稍微的下降。单独使用 Soft-NMS 时,相对于另外两个改进,其 $mAP@50$ 和 $mAP@[0.5:0.95]$ 提升最大,分别提升 1.8% 和 3.5%,说明使用 Soft-NMS 可以通过降低候选框之间的置信度来减少重叠的检测结果,从而减少目标聚集情况下的漏检和误检。3 个改进组合获得的收益最大,相比于原模型,改进后的整体算法参数量降低了 9.57%,计算量降低了 6.1%,在参数量和计算量都下降的情况下 $mAP@50$ 上升 2.5%,从原来的 87% 达到了 89.5%; $mAP@[0.5:0.95]$ 上升 4.1%,从原来的 45.7% 达到了 49.8%。综上所述,改进后的模型不仅在参数量和计算量上比原模型更低,其检测精度也比原模型要高,改进后的模型在实验结果中展示了更好的检测性能。

2.5 对比实验和检测效果

为客观分析和比较不同方法在光伏太阳能板缺陷检测上的表现,将本文算法和文献[6]、YOLOv3、YOLOv5、YOLOv7 在参数量、计算量、 mAP 这几个指标上进行比较分析。实验结果如表 3 所示。

表 3 对比实验

Table 3 Comparison of different models

模 型	Parameters	GFLOPs	mAP	
	/10 ⁶		@ 50/%	@ [0.5 : 0.95]/%
文献[6]	49.6	299.3	76.2	41.3
YOLOv3	103.7	283.0	89.3	47.9
YOLOv3-Tiny	12.1	19.0	86.9	43.5
YOLOv5s	9.1	24.0	86.9	45.5
YOLOv7	37.2	105.1	86.5	43.6
YOLOv7-Tiny	6.0	13.2	80.4	38.3
本文	2.7	7.7	89.5	49.8

由表 3 中数据可以看出,本文算法在所有模型中, $mAP@50$ 和 $mAP@[0.5:0.95]$ 最高, $mAP@50$ 比文献[6]高了 13.3%, $mAP@[0.5:0.95]$ 比 YOLOv7-Tiny 高了 11.5%。在参数量和计算量上面,本文算法对比实验中的其他算法都要低,其中参数量仅为 YOLOv3 的 2.6%,计算量仅为文献[6]的 2.57%。综上所述,本文算法不仅在精度上优于比较的算法,在参数量、计算量上面也较为轻量,在光伏板缺陷检测中表现出更好的检测性能,更有利于实际部署。为了更加

直观高效地展示本文算法的检测效果,改进前后的检测图如图 7 所示。

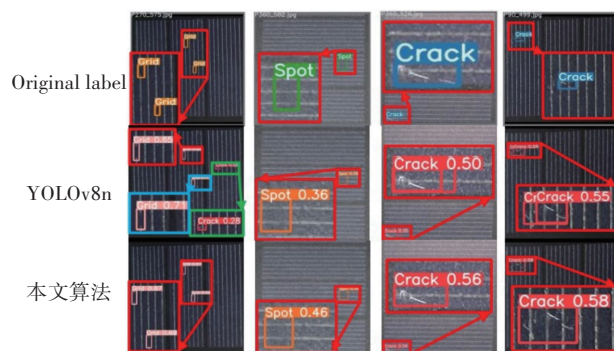


图 7 改进前后检测效果对比图

Fig. 7 Detection results before and after improvement

图 7 展现了原标签、YOLOv8n、本文算法等的检测效果。通过对比不同算法的检测效果,可以得到以下 3 个结论:

(1) 原模型存在错检现象,改进后的模型增强了多尺度特征提取和融合的能力,有效避免了部分错检的发生。

(2) 改进后模型的置信度值比原模型更大。

(3) 对于划痕这一缺陷,原模型在同一标签处出现多个检测框,改进后模型的检测结果避免了多个检测框的出现。整体来说,改进后的模型提升了检测精度,降低了错检概率,避免了同一标签出现多个检测框的情况。

3 结 论

本文提出一种改进的 YOLOv8 模型用于光伏太阳能板的缺陷检测。使用 C2f-MS 结构,减少模型的参数量、计算量,同时提升多尺度特征提取和融合等能力;然后使用 NWD 优化原来的损失函数,提升对小目标的检测性能,均衡检测能力;最后使用 Soft-NMS 替换原有的 NMS,解决同一目标出现多个检测框的问题。实验结果表明,改进后 YOLOv8 模型的整体检测性能得到了提升,参数量、计算量也得到了降低,更加便于在移动设备上面进行部署。由于实验和数据集的局限性,仅只对划痕、断栅与脏污 3 类缺陷进行了实验,对其他类型的缺陷并未开展研究,在后续研究中,将对更多缺陷类型进行研究,进一步优化相关算法的检测性能。

参考文献(References):

- [1] 肖佳,梅琦,黄晓琪,等. “双碳”目标下我国光伏发电技术现状与发展趋势[J]. 天然气技术与经济, 2022, 16(5):

- 64-69.
- Xiao Jia, Mei Qi, Huang Xiaoqi, et al. Status quo and development trend of photovoltaic power generating technology under the dual-carbon goal[J]. Natural Gas Technology and Economy, 2022, 16(5): 64-69.
- [2] 李明东, 李婧雯. “双碳”目标下中国分布式光伏发电的发展现状和展望[J]. 太阳能, 2023(5): 5-10.
- Li Mingdong, Li Jingwen. Development status and prospects of distributed PV power generation in China under the goal of emission peak and carbon neutrality[J]. Solar Energy, 2023(5): 5-10.
- [3] 张学锋, 王子琦, 汤亚玲. 基于YOLO-CDF神经网络的安全帽检测[J]. 重庆工商大学学报(自然科学版), 2022, 39(4): 32-41.
- Zhang Xuefeng, Wang Ziqi, Tang Yaling. Helmet detection based on YOLO-CDF neural network[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2022, 39(4): 32-41.
- [4] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2016: 779-788.
- [5] 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, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [6] 李冰, 赵宽, 白云山, 等. 融合注意力的多尺度光伏板缺陷检测方法[J]. 电力科学与工程, 2023, 39(8): 1-10.
- Li Bing, Zhao Kuan, Bai Yunshan, et al. A multi-scale defect detection method for photovoltaic panels with integrated attention[J]. Electric Power Science and Engineering, 2023, 39(8): 1-10.
- [7] 周得永, 高龙琴. 基于YOLOv3的太阳能电池板缺陷检测[J]. 南方农机, 2022, 53(4): 142-144.
- Zhou Deyong, Gao Longqin. Solar panel defect detection based on YOLOv3[J]. China Southern Agricultural Machinery, 2022, 53(4): 142-144.
- [8] 郭岚, 刘正新. 基于改进YOLOv5的光伏组件缺陷检测[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(20): 2015005.
- Guo Lan, Liu Zhengxin. Improved YOLOv5-based defect detection in photovoltaic modules[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(20): 2015005.
- [9] Li L, Wang Z, Zhang T. GBH-YOLOv5: ghost convolution with BottleneckCSP and tiny target prediction head incorporating YOLOv5 for PV panel defect detection[J]. Electronics, 2023, 12(3): 561-571.
- [10] 谢林森, 朱文忠, 谢康康, 等. 基于改进YOLOv5s的光伏电池EL缺陷图像检测模型[J]. 国外电子测量技术, 2023, 42(6): 93-102.
- Xie Linsen, Zhu Wenzhong, Xie Kangkang, et al. Improved YOLOv5s-based image detection model for EL defects in photovoltaic cells [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2023, 42(6): 93-102.
- [11] 周启宸, 王伯超. 基于改进YOLOv7的太阳能电池片表面缺陷检测[J]. 计算机应用, 2023, 43(S2): 223-228.
- Zhou Qichen, Wang Bochao. Solar cell surface defect detection based on improved YOLOv7[J]. Journal of Computer Applications, 2023, 43(S2): 223-228.
- [12] Howard A G, Zhu M, Chen B, et al. MobileNets: efficient convolutional neural networks for mobile vision applications [PP/OL]. VI. arXiv (2017-04-17). <http://doi.org/10.48550/arXiv.04861>.
- [13] Lin W, Wu Z, Chen J, et al. Scale-aware modulation meet transformer[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Piscataway: IEEE Press, 2023: 6015-6026.
- [14] Yu J, Jiang Y, Wang Z, et al. UnitBox: an advanced object detection network [PP/OL]. VI. arXiv (2016-08-04). <https://doi.org/10.48550/arXiv.1608.01471>.
- [15] Wang J, Xu C, Yang W, et al. A normalized Gaussian Wasserstein distance for tiny object detection[PP/OL]. VI. arXiv (2022-06-17). <https://doi.org/1048550/arXiv.2110.13389>.
- [16] Zheng Z, Wang P, Liu W, et al. Distance-IoU loss: faster and better learning for bounding box regression[J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2020, 34(7): 12993-13000.
- [17] Neubeck A, Van Gool L. Efficient non-maximum suppression[C]//Proceedings of the 18th International Conference on Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2006: 850-855.
- [18] Bodla N, Singh B, Chellappa R, et al. Soft-NMS—improving object detection with one line of code[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Piscataway: IEEE Press, 2017: 5561-5569.

责任编辑:李翠薇