

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2416790

## 改进 YOLOv8 的光伏电池缺陷检测算法\*

杨丽<sup>1,2</sup> 杨晨晨<sup>1</sup> 杨耿煌<sup>1,2</sup> 段海龙<sup>1,2</sup> 邓靖威<sup>1</sup>

(1.天津职业技术师范大学自动化与电气工程学院 天津 300222;

2.天津职业技术师范大学天津市信息传感与智能控制重点实验室 天津 300222)

**摘要:** 针对光伏电池缺陷检测在复杂背景下存在的误检、漏检等问题,提出了一种基于改进 YOLOv8 的光伏电池缺陷检测算法。首先,采用双向特征金字塔网络作为特征融合机制,通过自顶向下和自底向上的路径,实现多尺度特征的有效融合;其次,在颈部网络引入上下文聚合模块,使用不同空洞卷积速率的空洞卷积获取不同感受野的上下文信息,帮助模型更精准地识别微小目标,进而提升模型的目标检测性能;最后,优化边界框损失函数,并不断调试其权重因子,提高模型的收敛速度与效率。实验结果表明,与 YOLOv8 算法检测网络相比,本文算法的召回率和平均精确度均值分别提高了 10.4%、1.8%,检测帧率达到 270 fps,保证了实时检测和后续部署的轻量化要求,改进后的算法能在复杂背景下对光伏电池的缺陷进行鲁棒检测。

**关键词:** 光伏电池;缺陷检测;YOLOv8;注意力机制;损失函数

**中图分类号:** TN41 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

## Improved photovoltaic cell defect detection for YOLOv8

Yang Li<sup>1,2</sup> Yang Chenchen<sup>1</sup> Yang Genghuang<sup>1,2</sup> Duan Hailong<sup>1,2</sup> Deng Jingwei<sup>1</sup>

(1. School of Automation and Electrical Engineering, Tianjin University of Technology and Education, Tianjin 300222, China;

2. Tianjin Key Laboratory of Information Sensing and Intelligent Control, Tianjin University of Technology and Education, Tianjin 300222, China)

**Abstract:** Aiming at the problems of false detection and missing detection in the complex background of photovoltaic cell defect detection, an improved YOLOv8 based photovoltaic cell defect detection algorithm was proposed. Firstly, the bidirectional feature pyramid network is used as the feature fusion mechanism to achieve multi-scale feature fusion through top-down and top-down paths. Secondly, the context aggregation module is introduced into the neck network, and the context information of different receptive fields is obtained by using the cavity convolution of different cavity convolution rates, which helps the model to identify small targets more accurately, and thus improves the target detection performance of the model. Finally, the boundary frame loss function is optimized and its weight factor is adjusted continuously to improve the convergence speed and efficiency of the model. The experimental results show that compared with the detection network of YOLOv8 algorithm, the recall rate and average accuracy are respectively increased by 10.4% and 1.8%, and the detection frame rate reaches 270 fps, ensuring the lightweight requirements of real-time detection and subsequent deployment. The improved algorithm can carry out robust detection of photovoltaic cell defects under complex background.

**Keywords:** photovoltaic cells; defect detection; YOLOv8; attention mechanism; loss function

## 0 引言

光伏电池作为一种高效的可再生能源转换装置,在发电系统和绿色能源应用中发挥着日益重要的作用。随着市场对光伏电池需求的日益增长,对其性能和质量的要求也

愈发严格。然而,光伏电池的制造过程精细且复杂,其质量易受环境温湿度、设备精度以及操作规范等诸多因素影响<sup>[1]</sup>,这些不利因素常常导致光伏电池表面出现裂纹、断栅和短路等缺陷<sup>[2]</sup>。鉴于光伏电池是光电转换的核心部件,缺陷不仅会降低其光电转换效率,还会对整个系统的稳定

收稿日期:2024-09-03

\* 基金项目:天津市教委科研计划项目(2022ZD036)资助

性及安全性构成威胁,由此可见,对光伏电池的缺陷进行准确检测显得尤为重要。

目前,关于光伏电池的缺陷检测技术主要分为两大类:传统的缺陷检测方法和基于深度学习的目标检测方法<sup>[3]</sup>。传统的检测方法主要依赖于人工目视,这种方法效率低下且易受主观因素影响,难以满足大规模生产的需求。而基于深度学习的目标检测技术近年来发展迅速,逐渐在光伏电池缺陷检测中得到应用。目标检测模型根据检测流程的不同,可以分为二阶段目标检测(主要算法有 R-CNN<sup>[4]</sup>、Fast R-CNN<sup>[5]</sup> 和 Faster R-CNN<sup>[6]</sup>) 和一阶段目标检测(SSD<sup>[7]</sup> 和 YOLO<sup>[8]</sup> 系列)两大类<sup>[9]</sup>。对于二阶段目标检测算法,鲁东林等<sup>[10]</sup>通过融入基于 FPN 的多尺度检测网络和 GA-RPN 结构,对 Faster R-CNN 进行改进,虽然这类算法具有较高的检测精度,但由于需要先生成候选区域再进行目标检测,使得其计算量大、检测速度慢,并不利于实际应用。相比之下,单阶段目标检测算法能够直接预测目标的类别及位置,从而简化了检测流程,提高了检测速度。因此,在实时性要求较高的光伏电池缺陷检测任务中,单阶段算法更具优势。近年来,为了进一步提升光伏电池缺陷检测的精确度和稳定性,研究者们对现有的单阶段算法模型进行了多种改进。李冬伟等<sup>[11]</sup>使用 K-means++ 聚类算法优化 YOLOv3 网络结构,并结合图像预处理和数据增强技术对纽扣电池表面进行缺陷检测。伊力哈木·亚尔买买提等<sup>[12]</sup>采用 GhostNet 替换 CSPDarknet-53,引入深度可分离卷积和 S-T-ReLU 激活函数改进 YOLOv4 模型,提高了检测精度并降低了计算成本。王宗良等<sup>[13]</sup>采用 K-means++ 聚类算法和 IoU 距离公式产生先验框的方法改进 YOLOv5,对光伏电池进行缺陷检测。张猛等<sup>[14]</sup>提出了一种基于 SimAM-Ada YOLOv5 的太阳能电池表面缺陷检测算法,通过引入可变形卷积、Ada 池化及 SimAM 注意机制,提升了检测精度。周启宸等<sup>[15]</sup>提出一种改进的 YOLOv7 算法,通过引入 Swin Transformer、Shuffle Attention 机制、Siou 损失函数和 K-means++ 聚类算法,提升了太阳能电池片表面缺陷检测的精度和效率。周颖等<sup>[16]</sup>采用 GauGAN 数据增强、上下文聚合模块(context aggregation module, CAM)与多注意力检测头(MADH),实现了基于 YOLOv8 的光伏电池缺陷检测算法 YOLOv8-EL。王淑青等<sup>[17]</sup>采用轻量级网络 MobileNetV3 优化 YOLOX-S 模型主干网络,引入 FReLU 激活函数和注意力特征融合模块,解决了太阳能电池片表面缺陷检测中模型体积大和性能不达标的问题。上述对于光伏电池缺陷检测的研究虽然取得了一定进展,但仍面临一系列挑战,诸如微小缺陷易漏检、不同缺陷特征提取和检测效果不佳,以及误检率较高等问题。

针对以上问题,本文在 YOLOv8 模型的基础上,对特征融合网络进行优化,更高效地整合主干网络提取出的特征;在颈部网络中引入上下文聚合模块,以增强对细微缺陷

的捕获能力;最后优化损失函数,使得模型在度量预测框与真实框的匹配度时更为精确,减少了模型对特定形状的过度依赖,从而提升光伏电池的缺陷检测精度。

## 1 研究方法

### 1.1 YOLOv8 算法简介

YOLOv8 主要由骨干网络(Backbone)、颈部网络(Neck)和头部网络(Head)构成<sup>[18]</sup>。Backbone 负责从光伏电池的表面图像中提取精细的高级语义特征,精准捕捉缺陷的形状、纹理及上下文信息,为后续的缺陷识别提供有力支持;Neck 作为中间层,通过上采样层和 C2f 模块进一步提取和融合多尺度特征,使模型能够同时检测不同大小的目标;Head 采用无锚框方法,直接预测目标边界框,同时采用解耦结构将检测和分类任务分离,使模型更专注于各自任务,提高预测准确性。

在光伏电池缺陷检测中,YOLOv8 采用 Anchor-Free 解决了传统方法中的定位不准确和正负样本不平衡的问题,使得缺陷定位更加精准;在解耦头的设计上,借鉴了 YOLOX 的解耦思路,将类别特征与位置特征进行解耦,进一步提高了检测效率;此外,YOLOv8 还借鉴了 YOLOv7 的 ELAN 并行梯度流思想,将 C3 模块改进为 C2f,不仅加强了梯度流,而且有效控制了模型的复杂度,在保证检测速度的同时提升了检测精度。

### 1.2 YOLOv8 算法改进

为了进一步提升光伏电池缺陷检测的精度和效率,本文在 YOLOv8 模型的基础上,引入双向特征金字塔网络(bidirectional feature pyramid network, BiFPN)和上下文聚合模块(CAM)进行特征融合,并将损失函数优化为形状交并比(shape intersection over union, Shape-IoU),改进后的光伏电池缺陷检测算法 BCS-YOLOv8 的整体网络架构如图 1 所示。

#### 1) BiFPN 网络

YOLOv8 原本的 Neck 部分在特征融合方面存在一定的局限性。然而,在光伏电池缺陷检测任务中,缺陷的大小、形状和位置各异,需要模型具备强大的多尺度特征提取和融合能力,为解决这一问题,本文在 YOLOv8 模型中引入 BiFPN 改进颈部网络。BiFPN 是一种双向特征金字塔网络,能够融合不同尺度的特征信息<sup>[19]</sup>,其网络结构图如图 2 所示。

改进后的颈部网络在同一层的输入与输出特征之间引入了跳跃连接,具备更高效的特征融合和更强的特征表示能力。两个融合特征的计算公式如下:

$$P_i^{id} = Conv\left(\frac{\omega_1 \cdot P_i^{in} + \omega_2 \cdot P_{i+1}^{in}}{\omega_1 + \omega_2 + \epsilon}\right) \quad (1)$$

$$P_i^{out} = Conv\left(\frac{\omega_1 \cdot P_i^{in} + \omega_2 \cdot P_i^{id} + \omega_3 \cdot P_{i-1}^{out}}{\omega_1 + \omega_2 + \omega_3 + \epsilon}\right) \quad (2)$$

式中:  $P_i^{in}$  表示第  $i$  个输入特征层,  $P_i^{id}$  表示第  $i$  个过渡特征

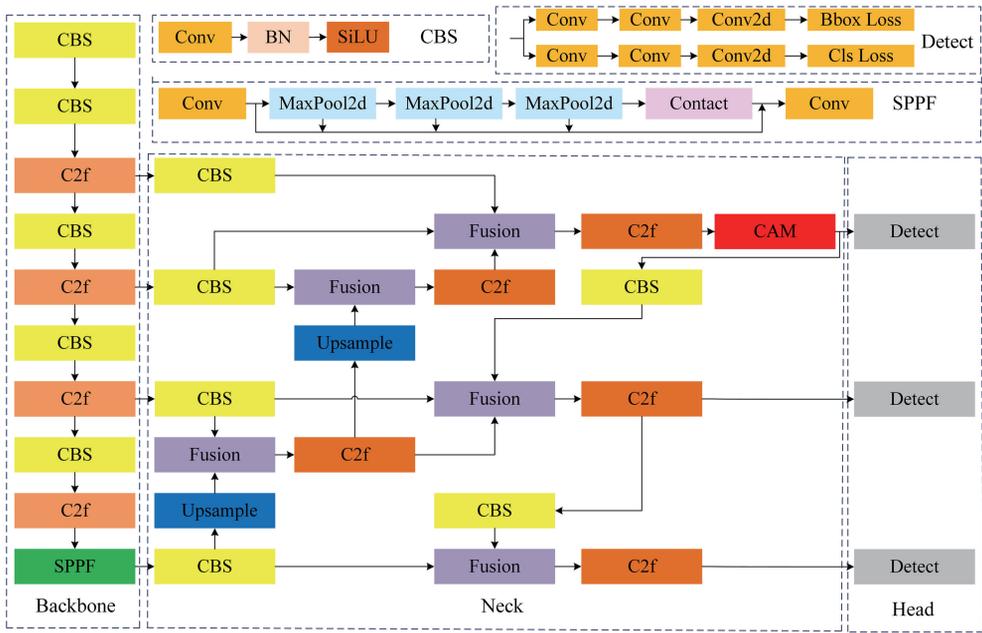


图 1 BCS-YOLOv8 的整体网络架构

Fig. 1 Overall network architecture of BCS-YOLOv8

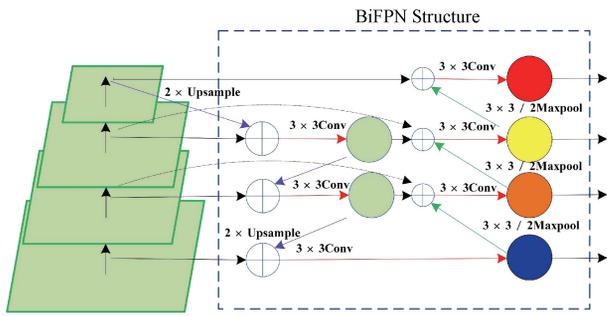


图 2 BiFPN 网络结构图

Fig. 2 BiFPN module structure

层,  $P_i^{out}$  表示第  $i$  个输出特征层;  $w_1$ 、 $w_2$  和  $w_3$  是自动学习的权重, 分别对应输入特征层、过渡特征层和上一个输出特征层输出的权值;  $\epsilon$  是为避免分母为零引入的一个极小常数,  $Conv$  表示对计算结果进行卷积操作。在式(1)中, 通过加权求和融合了当前输入特征层和下一个更高分辨率的输入特征层, 并经过卷积处理得到过渡特征层。式(2)进一步融合了当前输入特征层、过渡特征层和上一个输出特征层, 最终得到输出特征层。

2) CAM 模块

YOLOv8 中不同层级的特征图信息各有差异, 直接拼接可能产生冗余信息, 降低网络性能。简单的上采样方法虽能增大图像分辨率, 但易导致特征错位。在融合光伏电池缺陷的多尺度特征时, 浅层的细节信息易被深层语义信息覆盖, 丢失空间细节, 影响小目标和密集区域的检测。为此, 本文在 Neck 网络中引入 CAM 模块<sup>[20]</sup>, 使得改进后的模型能够有效地从输入数据中捕获和整合不同尺度的

特征, 提高模型对复杂场景的理解和解析能力, 能够在保留局部细节的同时, 获取更全局的上下文信息, 在对光伏电池进行缺陷检测时, 可以更好地处理目标的尺度变化和遮挡情况, 并通过特征重标定提供更丰富的语义信息, 减少误检和漏检的情况。CAM 模块结构图如图 3 所示。

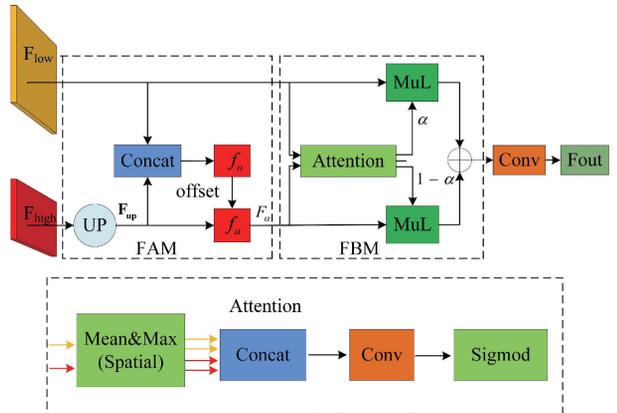


图 3 CAM 模块结构图

Fig. 3 CAM module structure

3) Shape-IoU 损失函数

YOLOv8 采用完全交并比 (complete intersection over union, CIoU) 作为损失函数优化目标检测任务中的边框预测, 其计算公式如下:

$$L_{CIoU} = L_{IoU} + \frac{(x - x_{gt})^2 + (y - y_{gt})^2}{(W_g^2 + H_g^2)} + \alpha v \quad (3)$$

式中:  $L_{IoU}$  为预测框与真实框交并面积, 如图 4 所示。  $W$ 、 $H$  和  $(x, y)$  分别表示预测框的宽、高和中心坐标,  $W_{gt}$ 、

$H_{gt}$ 、 $(x_{gt}, y_{gt})$  分别表示真实框的宽、高和中心坐标,  $W_i$ 、 $H_i$  分别表示交集宽、高,  $W_g$ 、 $H_g$  分别表示最小边框宽、高;  $\alpha$  为权重参数,  $v$  为纵横比度量函数。

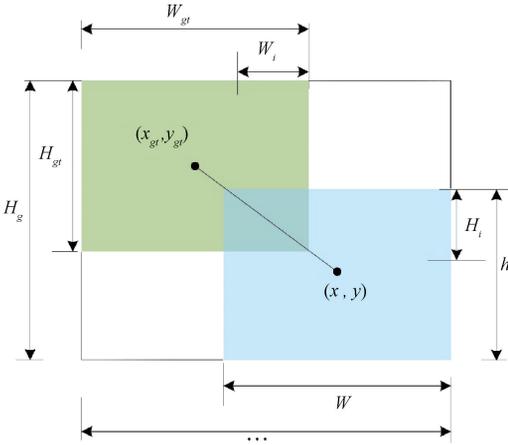


图 4 预测框与真实框交并面积

Fig. 4 Intersection and area of predicted and real frames

IoU 损失函数通过综合考虑预测框与真实框的重叠面积、中心点距离以及长宽比等多个因素提高检测精度。然而,在实际应用中,CIoU 在处理某些不匹配情况时存在局限性,导致在某些复杂场景下模型的检测性能不稳定。为了优化模型性能,本文引入了 Shape-IoU 损失函数<sup>[21]</sup>, Shape-IoU 不仅继承了 CIoU 对重叠面积和中心点距离的考量,还额外强调了边界框的形状和尺度信息,这使得模型在训练过程中能够更精准地捕捉目标的特征,尤其对于一些形状复杂或大小变化较大的目标。此外,改进后的模型在度量预测框与真实框的匹配度时更为精确,减少了对特定形状(如尖锐竖线)的过度依赖,从而提升光伏电池缺陷检测的准确性和稳定性。Shape-IoU 的边界框损失计算公式如下:

$$L_{Shape-IoU} = 1 - IoU + distance^{shape} + 0.5 \times \Omega^{shape} \quad (4)$$

式中:  $IoU$  是衡量预测边界框与真实边界框的重合程度的指标,  $distance^{shape}$  为预测值与真实值之间的差距,  $0.5 \times \Omega^{shape}$  是为了调整在损失函数中的权重。

## 2 实验与分析

### 2.1 试验环境和参数配置

本实验环境配置为:操作系统 Windows10, CPU 为 12th Gen Intel (R) Core (TM) i9-12900k, GPU NVIDIA GeForce RTX 3090, 显存 24 GB, 主机内存 128 GB, 编程语言 Python3.8, 网络开发框架 Pytorch1.10, CUDA 并行计算框架为 11.3, 训练参数如表 1 所示。

### 2.2 数据集

本文使用数据集 PVEL-AD<sup>[22]</sup> 对所提出的算法进行训练和验证。根据数据集的分布情况以及研究需求,在原始数据集中筛选出星状裂纹(star crack)、短路(short circuit)、

表 1 训练参数设置

Table 1 Training parameter setting

训练参数	数值
批次大小	32
训练轮数	100
学习率	0.01
衰减率	0.005

线状裂纹(crack)、断栅(finger interruption)及黑芯(black core)5 种常见且关键的缺陷类型。为确保模型的泛化能力和稳定性,随机选取 6 936 张图片,并依据 7:1:2 的比例划分为训练集、验证集以及测试集,部分数据集图片如图 5(a)~(e)所示。

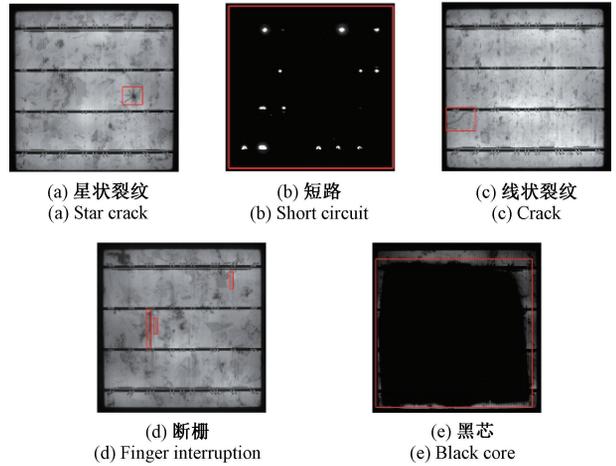


图 5 部分数据集图片

Fig. 5 Part of the dataset picture

### 2.3 评价指标

实验采用准确率(precision, P)、召回率(recall, R)、平均精度均值(mean average precision, mAP)和检测速度(frames per second, FPS)等作为评估模型检测性能的指标。具体公式如下:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (5)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (6)$$

$$AP = \int_0^1 P(R) dR \quad (7)$$

$$mAP = \frac{1}{c} \sum_{j=1}^c AP_j \quad (8)$$

式中:  $AP$  为平均准确率,  $TP$ 、 $FP$ 、 $FN$  分别指被模型正确预测的正样本、误判为正样本的负样本、漏检的正样本,  $c$  为检测类别总数。

### 2.4 实验结果与分析

#### 1) 算法对比实验

将本文提出的算法 BCS-YOLOv8 与 YOLOv5、

YOLOv6、YOLOv7-tiny 以及 YOLOv8 进行对比实验,实验结果如图 6(a)~(g)所示。

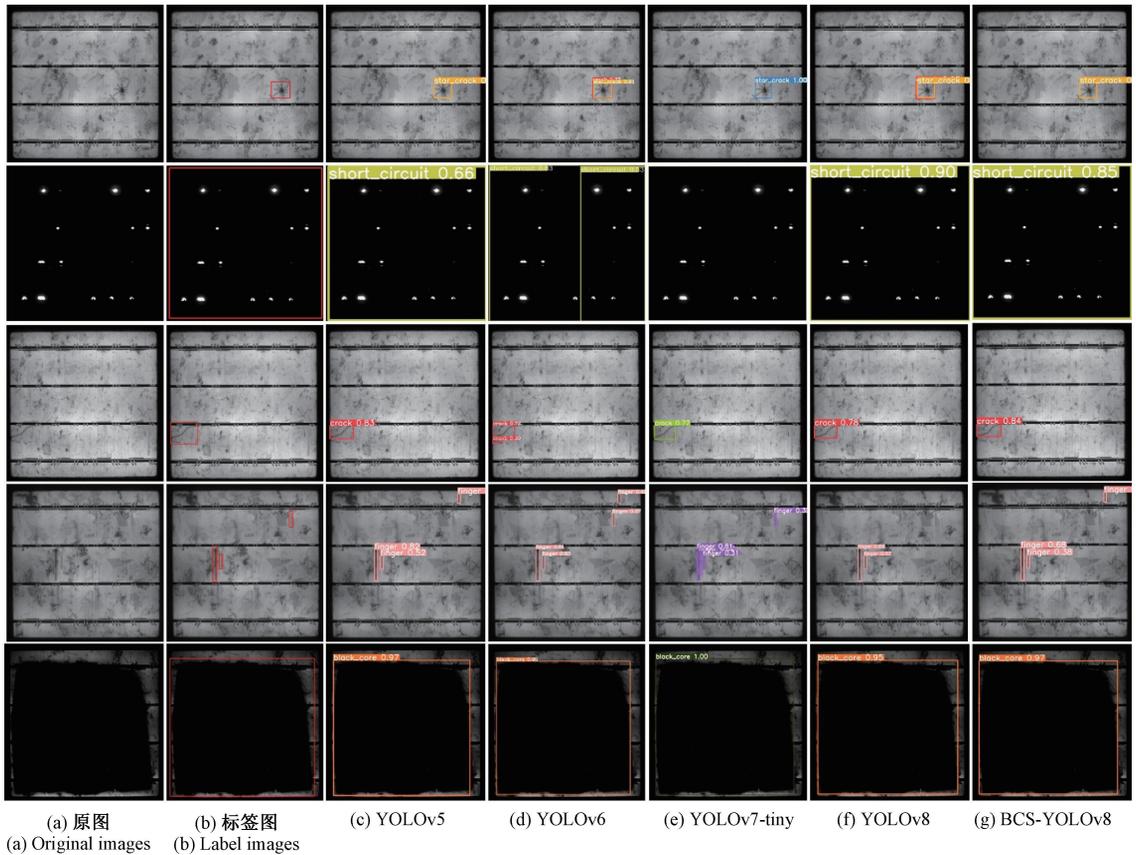


图 6 缺陷检测结果对比  
Fig. 6 Comparison of defect detection results

从上到下依次为对星状裂纹、短路、线状裂纹、断栅、黑芯和多种缺陷(同时包含星形裂纹和线状裂纹)的检测结果。从图 6 中可以看出,对于星状裂纹,YOLOv6 和 YOLOv8 的非极大抑制和合并框能力较差,BCS-YOLOv8 能准确检测出缺陷且置信度高;对于线状裂纹和断栅,YOLOv6、YOLOv7-tiny 和 YOLOv8 均出现误检和漏检;对于黑芯和短路等大目标缺陷,YOLOv7-tiny 检测效果最好,BCS-YOLOv8 次之;对于同时出现线性裂纹和星形裂纹两种缺陷时,YOLOv5 漏检。由此可知,BCS-YOLOv8 对各种类缺陷的检测效果最好。

实验数据如表 2 所示,BCS-YOLOv8 的 mAP@0.5 为 93.2%,显著高于其他算法,表示该模型具有更高的检测精度,同时,召回率达到 90.4%,相比 YOLOv8 提高了 5%,说明该算法能更全面地检测出光伏电池的缺陷,尽管参数数量略有增加,但 FPS 保持在 270 fps,保证了良好的实时性能。YOLOv8 的准确率最高,达到 93.0%,但是在召回率方面表现较弱,说明该算法在进行缺陷检测时可能存在一些漏检的情况。YOLOv7-tiny 与其他算法相比,检测效果良好,但其检测召回率最低、同时检测速度较慢。

表 2 不同算法检测对比  
Table 2 Detection and comparison of different algorithms

实验算法	Precision/%	Recall/%	mAP@0.5/%	Parameters/MB	FPS/fps
YOLOv5	86.2	85.4	89.9	7.00	175
YOLOv6	84.8	82.6	83.2	16.30	258
YOLOv7-tiny	87.5	77.1	86.9	6.00	161
YOLOv8	93.0	79.0	91.4	11.13	278
BCS-YOLOv8	86.3	90.4	93.2	12.30	270

综合以上分析,本文算法在光伏电池缺陷检测中表现出色,具有较高的检测精度和实时性。

### 2) Scale 不同取值对比

为了提高所改进算法的整体检测性能,本文对损失函数 Shape-IoU 的权重因子(Scale)进行了不同取值的调整,实验数据如表 3 所示,当 Scale 取值为 0 时,可以看出,该算法的精确度和召回率仍有提升空间;当 Scale 取值为 0.1 时,精确度提升至 93.4%,然而,召回率却有所下降;进一步增加 Scale 取值至 0.2 时,整体性能出现下滑趋势;而当 Scale 取值为 0.15 时,召回率达到最高值 90.4%,虽然精确度略有下降,但仍保持在较高水平,且 mAP@0.5 达到了最高值 93.2%,说明此时该算法在多个类别上的平均检测性能达到了最优。因此,在本研究中将 Scale 取值为 0.15。

### 3) 消融实验

为验证本文算法的有效性,在 YOLOv8 网络模型基础上逐步添加各个模块,进行消融实验,实验数据如表 4 所示。在 Neck 部分引入 BiFPN 网络之后,该算法的召回率由 79.0%提升至 85.6%,尽管准确率略有下降,但平均精

表 3 Scale 取不同参数的实验数据

Table 3 Scale experimental data with different parameters

Scale 取值	Precision/%	Recall/%	mAP@0.5/%
0	88.5	88.4	92.5
0.10	93.4	80.8	92.8
0.15	86.3	90.4	93.2
0.20	87.8	88.0	92.4

确度均值有所提升,表明 BiFPN 模块能增强模型的特征融合能力,使得该算法在识别出更多目标的同时保持相对高的精度;继续加入 CAM 模块后的模型能够更加关注图像中的关键信息,模型的精确度提升 3%,召回率提升 6.6%,进一步验证了 CAM 在提升模型性能方面的有效性,使模型在进行光伏电池缺陷检测时更加准确且全面;最后,为提升模型边界框的回归性能,优化损失函数为 Shape-IoU 后,模型的召回率提升 8%,平均精确度均值提升 0.5%,这表明 Shape-IoU 损失函数在优化目标框与真实框匹配度方面更具优势。

表 4 消融实验对比表

Table 4 Comparison table of ablation experiments

实验组名	BiFPN	CAM	Shape-IoU	Precision/%	Recall/%	mAP@0.5/%	Parameters/MB
对照组	—	—	—	93.0	79.0	91.4	11.13
1	✓	—	—	88.3	85.6	91.9	11.19
2	✓	✓	—	91.3	82.4	92.7	12.29
3	✓	✓	✓	86.3	90.4	93.2	12.29

纵观消融实验的整个过程,模型性能得到改善的同时,参数并未发生显著变化,说明这些过程并未增加模型的复杂度,满足光伏电池缺陷检测中轻量化、实时性的需求。

基于训练过程中保存的数据绘制在 mAP@0.5 指标上消融实验的对比曲线,如图 7 所示,该曲线图清晰地展示出各模型在训练过程中的性能差异,更直观地评估算法的有效性。

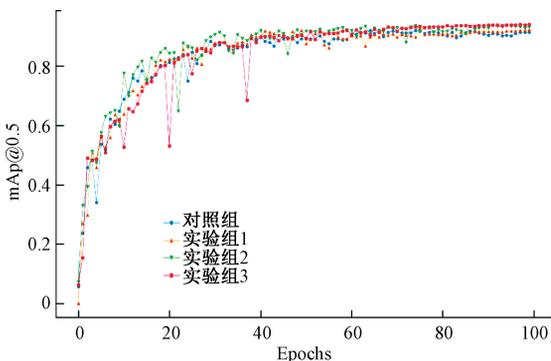


图 7 消融实验 mAP@0.5 对比图

Fig. 7 Comparison of ablation experiments mAP@0.5

## 3 结 论

本文提出的基于改进 YOLOv8 的光伏电池缺陷检测算法,结合高效的 BiFPN 模块进行特征融合,更精确地集成和提炼多尺度的特征信息,提升特征表达能力;引入 CAM 模块,通过聚合上下文信息进一步提升网络对复杂背景中细微缺陷的捕抓能力;提出 Shape-IoU 作为新的损失度量方式,使得模型在训练过程中能够更准确地捕捉目标形状的细微变化,优化检测框的回归精度。将本文提出的算法 BCS-YOLOv8 与 YOLOv5、YOLOv6、YOLOv7-tiny、YOLOv8 等主流目标检测算法进行了对比分析,实验结果表明,BCS-YOLOv8 检测结果最佳,mAP@0.5 分别提升了 3.3%、10.0%、6.3%和 1.8%,能够实现对光伏电池缺陷的高效且准确检测。

### 参考文献

- [1] 黄梦涛,连一鑫. 基于改进 Canny 算子的锂电池极片表面缺陷检测[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(10): 199-209.
- HUANG M T, LIAN Y X. Surface defect detection of lithium battery electrode plate based on improved

- Canny operator [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(10): 199-209.
- [2] 凌旭峰,周丽婕,祝毓,等. 基于生成式自监督学习的太阳能电池板缺陷检测[J]. 机械制造, 2022, 60(7): 12-18.  
LING X F, ZHOU L J, ZHU Y, et al. Defect detection of solar panels based on generative self-supervised learning [J]. Machinery, 2022, 60(7): 12-18.
- [3] 陈彦蓉,高刃,吴文欢,等. 改进 YOLOv5 的新能源电池集流盘缺陷检测方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(5): 58-67.  
CHEN Y R, GAO R, WU W H, et al. Improved YOLOv5 new energy battery collector defect detection method[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(5): 58-67.
- [4] DONG C, ZHANG K, XIE ZH Y, et al. An improved cascade RCNN detection method for key components and defects of transmission lines[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2023, 17(19): 4277-4292.
- [5] WANG X L, SHRIVASTAVA A, GUPTA A. A-fast-RCNN: Hard positive generation via adversary for object detection[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 2606-2615.
- [6] LIU R, YU ZH H, MO D L, et al. An improved faster-RCNN algorithm for object detection in remote sensing images [C]. 2020 39th Chinese Control Conference(CCC), Shenyang, IEEE, 2020: 7188-7192.
- [7] ZHAI SH P, SHANG D R, WANG SH H, et al. DF-SSD: An improved SSD object detection algorithm based on DenseNet and feature fusion [J]. IEEE Access, 2020, 8: 24344-24357.
- [8] JIANG P Y, ERGU D J, LIU F Y, et al. A review of YOLO algorithm developments [J]. Procedia Computer Science, 2022, 199: 1066-1073.
- [9] 张银胜,杨宇龙,胡宇翔,等. 改进视觉注意力网络的水下目标检测算法[J]. 国外电子测量技术, 2023, 42(12): 132-143.  
ZHANG Y SH, YANG Y L, HU Y X, et al. Improve visual attention network underwater target detection algorithm [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2023, 42(12): 132-143.
- [10] 鲁东林,王淑青,鲁濠,等. 一种改进 Faster R-CNN 的太阳能电池片缺陷检测方法[J]. 激光杂志, 2022, 43(3): 50-55.  
LU D L, WANG SH Q, LU H, et al. An improved defect detection method for solar cells based on Faster R-CNN[J]. Laser Journal, 2022, 43(3): 50-55.
- [11] 李冬伟,丁力,梁栋. 基于改进 YOLOv3 的纽扣电池表面缺陷检测[J]. 机械制造与自动化, 2022, 51(5): 177-181, 202.  
LI D W, DING L, LIANG D. Surface defect detection of button battery based on improved YOLOv3 [J]. Machine Building & Automation, 2022, 51(5): 177-181, 202.
- [12] 伊力哈木·亚尔买买提,邓皓,谢丽蓉. 基于改进 YOLOv4 的太阳能电池板缺陷检测[J]. 华南师范大学学报(自然科学版), 2023, 55(5): 21-30.  
YILIHAMU Y, DENG H, XIE L R. Defect detection of solar panels based on improved YOLOv4 [J]. Journal of South China Normal University (Natural Science Edition), 2023, 55(5): 21-30.
- [13] 王宗良,陆丽. 基于改进 YOLOv5 的光伏电池 EL 缺陷检测算法[J]. 上海电机学院学报, 2024, 27(1): 38-44.  
WANG Z L, LU L. EL defect detection algorithm of photovoltaic cell based on improved YOLOv5 [J]. Journal of Shanghai Dianji University, 2024, 27(1): 38-44.
- [14] 张猛,尹丽菊,周辉,等. 基于 SimAM-Ada YOLOv5 的太阳能电池表面缺陷检测[J]. 电子测量技术, 2023, 46(22): 17-25.  
ZHANG M, YIN L J, ZHOU H, et al. Surface defect detection of solar cells based on SimAM-Ada YOLOv5 [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(22): 17-25.
- [15] 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 Q CH, WANG B CH. Surface defect detection of solar cells based on improved YOLOv7 [J]. Journal of Computer Applications, 2023, 43(S2): 223-228.
- [16] 周颖,颜毓泽,陈海永,等. 基于改进 YOLOv8 的光伏电池缺陷检测[J]. 激光与光电子学进展, 2024, 61(8): 245-255.  
ZHOU Y, YAN Y Z, CHEN H Y, et al. Defect detection of photovoltaic cells based on improved YOLOv8 [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2024, 61(8): 245-255.
- [17] 王淑青,朱文鑫,张子言,等. 基于改进 YOLOX-S 的太阳能电池片表面缺陷检测[J]. 激光杂志, 2024, 45(7): 118-123.  
WANG SH Q, ZHU W X, ZHANG Z Y, et al. Surface defect detection of solar cells based on improved YOLOX-S [J]. Laser Journal, 2024, 45(7):

118-123.

- [18] 苏佳,贾泽,秦一畅,等. 面向工业表面缺陷检测的改进 YOLOv8 算法[J]. 计算机工程与应用,2024,60(14): 187-196.

SU J, JIA Z, QIN Y CH, et al. Improved YOLOv8 algorithm for industrial surface defect detection[J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(14):187-196.

- [19] GUO Y, CHEN SH Q, ZHAN R H, et al. SAR ship detection based on YOLOv5 using CBAM and BiFPN[C]. IGARSS 2022-2022 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2022: 2147-2150.

- [20] GAO P, LU J S, LI H SH, et al. Container: Context aggregation network [J]. ArXiv preprint arXiv: 2106.01401, 2021.

- [21] ZHANG H, ZHANG SH J. Shape-IoU: More accurate metric considering bounding box shape and scale[J]. ArXiv preprint arXiv: 2312.17663, 2023.

- [22] SU B Y, ZHOU ZH, CHEN H Y. PVEL-AD: A large-scale open-world dataset for photovoltaic cell anomaly detection [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2022, 19(1): 404-413.

## 作者简介

**杨丽**(通信作者),博士,副教授,主要研究方向为计算机视觉和机器人控制等。

E-mail: yangli@tute.edu.cn

**杨晨晨**,硕士研究生,主要研究方向为缺陷检测。

E-mail: y18837579674@163.com

**杨耿煌**,博士,教授,主要研究方向为电气工程及其自动化、嵌入式系统开发与应用、智能信息处理与智能控制系统。

E-mail: ygenhuang@126.com

**段海龙**,硕士,副教授,主要研究方向为智能控制、智能制造。

E-mail: nudt\_dhl@sohu.com

**邓靖威**,硕士研究生,主要研究方向为图像处理。

E-mail: 16698508501@163.com