doi:10.13756/j.gtxyj.2026.250108.
光传感与检测技术
姜雅,斯朝铭,张帆,等.EGW-YOLOv8n:一种检测卫星缺陷的轻量级算法模型[J].光通信研究,2026(5):170-177.
Jiang Y, Si C M, Zhang F, et al. EGW-YOLOv8n: A Lightweight Algorithmic Model for Detecting Satellite Appearance Defects [J]. Study on Optical Communications, 2026(5):170-177.

EGW-YOLOv8n:一种检测卫星缺陷的轻量级算法模型

姜 雅[1,2],斯朝铭[1,2],张 帆[2],杨 柳[1]
(1. 上海电机学院 电子信息学院,上海 201306; 2. 中国科学院微小卫星创新研究院,上海 201304)

摘要:【目的】星载终端算力有限的条件下对卫星太阳能板及其相关部件的缺陷检测存在检测精度低和效率低等问题,尤其在处理小目标和复杂场景时极具挑战。为了解决上述问题,研究旨在构建一种高精度、低复杂度且适合星载终端部署的检测模型,以提升检测性能,确保卫星的稳定运行。【方法】首先,基于轻量级单次检测第八版(YOLOv8n)算法模型,引入高效多尺度卷积位置(EMSCP)模块和Ghost模块构建特征提取网络。EMSCP模块通过多尺度特征融合和通道注意力机制,提升特征提取精度;Ghost模块通过生成冗余特征图,减少模型参数量和计算量。接着,使用明智交并比(WIoU)损失函数作为新模型的损失函数,解决了原有模型针对小目标缺陷定位难度大的问题,最终构建了EGW-YOLOv8n模型。利用新模型在自建数据集和公开数据集上进行对比实验与鲁棒性测试,验证模型性能。【结果】实验结果表明,EGW-YOLOv8n模型在50%交并比下的平均精度均值(mAP@0.5)指标上较YOLOv8n提升了2.7%,检测速度达到126 FPS,时间复杂度和参数量分别降低了1.4和0.44。在不同光照和背景的复杂场景下,模型展现出良好的鲁棒性,尤其在小目标检测上优势明显。【结论】EGW-YOLOv8n模型通过优化特征提取和损失函数,有效解决了小目标检测精度低、模型复杂度高的问题,具备高精度、高效率和低复杂度特点,适合在星载终端等算力受限的环境中部署。该研究为卫星太阳能板及相关部件的缺陷检测提供了一种高效、精准且易于部署的解决方案,对于保障卫星的稳定运行具有重要意义。

关键词:卫星;缺陷检测;高效多尺度卷积位置;Ghost;智慧交并比
中图分类号:TP391.41 **文献标志码:**A

EGW-YOLOv8n: A Lightweight Algorithmic Model for Detecting Satellite Appearance Defects

JIANG Ya[1,2], SI Chaoming[1,2], ZHANG Fan[2], YANG Liu[1]
(1. School of Electronic Information, Shanghai Dianji University, Shanghai 201306, China;
2. Institute of Microsatellite Innovation of the Chinese Academy of Sciences, Shanghai 201304, China)

Abstract:【Objective】Under the condition of limited computational power of satellite terminals, defect detection for satellite solar panels and their associated components suffers from low accuracy and inefficiency, with the challenge being particularly pronounced when dealing with small targets and complex scenes. To address these issues, the study aims to construct a high-precision, low-complexity detection model suitable for deployment on satellite terminals, in order to improve detection performance and ensure the stable operation of satellites.【Methods】Firstly, based on the lightweight single-shot detection YOLOv8n algorithm model, the feature extraction network was constructed by introducing the Efficient Multi-scale Convolution Position (EMSCP) module and the Ghost module. The EMSCP module enhances the precision of feature extraction through multi-scale feature fusion and channel attention mechanisms. The Ghost module reduces the model's parameter count and computational load by generating redundant feature maps. Subsequently, the Wise Intersection over Union (WIoU) loss function was employed as the loss function for the new model, addressing the issue of high difficulty in locating small target defects in the original model. The EGW-YOLOv8n model was ultimately developed. Comparative experiments and robustness tests were conducted on both self-built and public datasets using the new model to verify the performances.【Results】The experimental results show that the EGW-YOLOv8n model achieved a 2.7% improvement in the mean Average Precision (mAP@0.5) metric compared to YOLOv8n at an Intersection over Union (IoU) threshold of 50%. The detection speed reached 126 FPS, with the time complexity and parameters reduced by 1.4 GFLOPs and 0.44 M, respectively. Under complex scenes with varying lighting and backgrounds, the model demonstrated good robustness, especially in small target detection.【Conclusion】The EGW-YOLOv8n model effectively addresses the issues of low detection accuracy for small targets and high model complexity by optimizing feature extraction and the loss function. It features high precision, high efficiency, and low complexity, making it suitable for deployment in environments with limited computational power, such as satellite terminals. This study provides an efficient, precise, and easily deployable solution for defect detection in satellite solar panels and related components, which is of great significance for ensuring

收稿日期:2025-03-21; 修回日期:2025-04-23; 纸质出版日期:2026-10-10
基金项目:中国科学院重点部署科研专项资助项目(KGEZD-145-23-56-03)
作者简介:姜雅(2001-),女,江西鹰潭人。硕士研究生,主要研究方向为计算机视觉。
通信作者:斯朝铭,高级工程师。E-mail: sichaoming1111@126.com
© Editorial Office of *Study on Optical Communications*. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license.

the stable operation of satellites.
Key words: satellites; defect detection; EMSCP; Ghost; WIoU

0　引　言

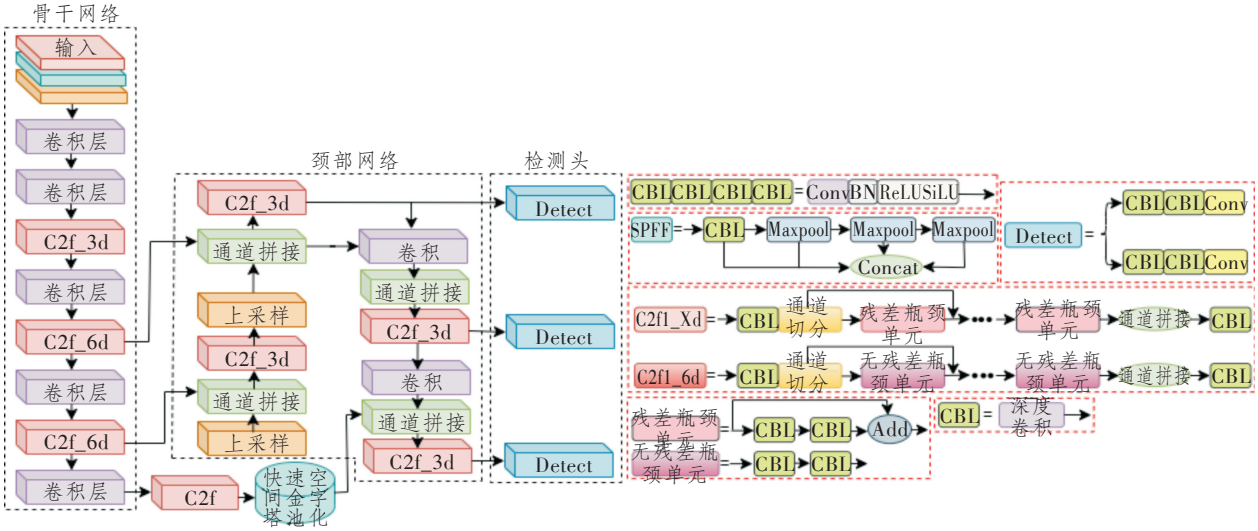
卫星关键部件缺陷检测对于航天任务的成功至关重要，未被及时发现的缺陷轻则导致任务失败，重则带来重大经济和战略损失。传统的卫星缺陷检测主要依赖人工检测和简单的图像处理技术，这些方法在处理复杂背景和微小缺陷时往往识别率低、漏检率高且效率低。随着深度神经网络的快速发展，深度学习算法模型被广泛应用于缺陷检测领域[1-4]。梁礼明等人[5]基于 YOLOv8 提出了用于检测钢材缺陷的 FCM-YOLOv8n 算法模型，该模型在检测精度、计算成本和效率之间实现良好的平衡。李松等[6]基于 YOLOv8 网络，结合卷积神经网络与 Transformer 的优势，设计了 BOT 模块，引入了 C2fGhost 模块以及坐标注意力(Coordinate-Attention, CA)，实现了对路面损伤高准确度、低参数量的检测。陈晨等人[7]，提出了一种轻量级跌倒检测算法模型(FDW-YOLO)，解决了光照变化遮挡视角下人体姿态检测精度低、实时性差的问题。虽然研究人员利用深度学习算法在缺陷检测问题上提出了许多优秀的算法模型，但针对卫星缺陷检测仍处空白，特别是针对低功耗、高集成终端算力不足的卫星[8]，开发精度高、复杂度低的模型解决现有人工检测效率低和精度低的问题迫在眉睫。

为解决上述问题，本文基于 YOLOv8n 算法模型，通过引入轻量级卷积高效多尺度卷积位置(Efficient Multi-scale Convolution Position, EMSCP)模块和 Ghost 模块替换骨干网络和检测层的传统卷积模块，构建一种轻量级的特征提取网络，提升模型对不同尺度特征缺陷的提取能力。同时，还将使用 WIoU 损失函数作为新模型的损失函数，增强模型的泛化能力和对小目标缺陷的快速定位能力。最终提出一种面向卫星电池板缺陷和电池焊接缺陷等的轻量级、高精度的检测算法模型 EGW-YOLOv8n。

1　构建 EGW-YOLOv8n 模型

1.1　YOLOv8 算法

YOLOv8 算法发布于 2023 年，主要分为四个部分：输入端(input)、骨干特征提取网络(backbone)、颈部网络(neck)以及头部网络(head)[9]。其模型结构如图 1 所示，骨干网络用于从输入图像中提取多尺度特征，这些特征图代表低级纹理和高级语义信息，对于精准的对象检测至关重要。颈部模块用于提炼和融合由骨干网络提取的多尺度特征，利用优化版本的路径聚合网络，改善不同特征层之间的信息流。在检测头部分，YOLOv8 替换为目前主流的解耦头，采用 2 条并行分支分别提取类别特征和位置特征。头部模块负责从提炼的特征中生成最终预测，包括边界框坐标、对象置信度分数和类别标签，YOLOv8 引入无锚点方法来进行边界框预测，简化了预测过程，减少了超参数的数量，从而提高了模型对不同长宽比和尺度对象的适应性。



注：CBL为卷积+批量归一化+激活函数；SPFF为快速空间金字塔融合；C2f系列为多分支残差特征融合模块。

图 1　YOLOv8 模型结构图

Figure 1　Structure of the YOLOv8 model

1.2　EMSCP 模块

多尺度卷积神经网络架构（Efficient Multi-Scale-Conv，EMSC）能有效地提取不同尺度目标的准确特征信息，显著增强目标检测网络在多尺度特征提取方面的能力[10]。EMSC 会对各种尺度的目标图像进行标准化的特征提取与编码，通过调整网络的权重链接来提升对小尺寸目标的检测灵敏度，从而增加小尺寸目标的检出率和检测精度。通过在不同尺度的输入图像上执行多尺度卷积操作，捕捉图像中的多样化特征。将各尺度的特征图进行级联，有助于构建更丰富的特征表示，提高模型的感知力和表达力，特别适合处理包含复杂多尺度特征的图像。然而，在对图像中的目标进行提取时，EMSC 主要进行的是特征的转换映射，无法充分地对空间位置信息进行考虑。基于此，相关学者在 EMSC 的基础上开发出 EMSCP，即在 EMSC 结构的基础上添加了位置感知模块（Position-aware Module），以增强模型对图像中目标位置信息的提取；同时，该模块可通过位置编码技术对特征图中的位置信息进行编码，并与网络提取出的特征图进行融合，使模型能够理解和利用图像中的目标位置信息。有助于提升模型在处理具有空间结构的图像任务上的表现，其模块结构图如图 2 所示。

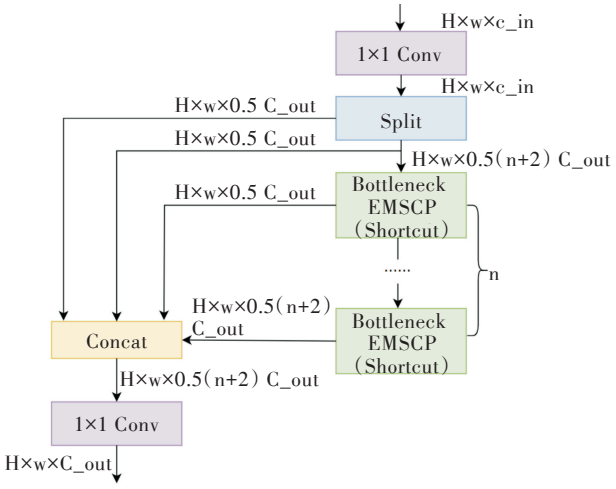
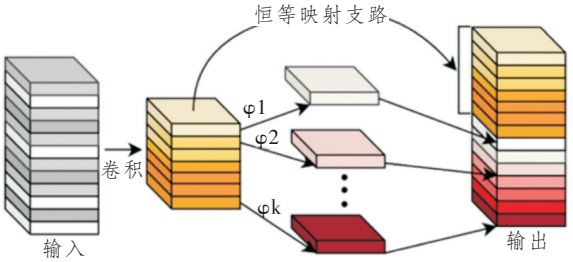


图 2　EMSCP 模块结构图

Figure 2　Structure of EMSCP module

1.3　GhostNet 模块

GhostNet 是一种能够保证输出特征图尺寸和通道大小，显著减少网络计算量和参数量的卷积模块[11]。其采用一种 Cheap operation 方法，即通过生成若干 Ghost 特征图（Ghost Feature Maps），有效减少所需的计算资源。这些 Ghost 特征图通过一系列简单的线性操作从原始特征图派生而来，消耗的计算成本远低于传统的卷积操作，其结构如图 3 所示。GhostNet 模块首先利用较少的卷积核产生一部分基础特征图，然后应用一系列经济高效的线性变换来扩展这些特征图，形成更多的 Ghost 特征图。该策略不仅保证了输出特征图的尺寸和通道大小，还显著降低整个网络的参数量和计算复杂度。



注：φ为自定义特征变换算子。

图 3　GhostNet 结构图

Figure 3　GhostNet structure

1.4　损失函数改进

在原始的 YOLOv8n 网络中，损失函数采用的是完整交互比（Complete Intersection over Union，CIoU），通过综合考虑预测框与真实框的长宽比、中心点距离及重叠面积，可在一定程度上提升网络对图像中目标的定位精度。然而，当正负样本比例失衡时，CIoU 损失函数的检测精度可能会显著下降。为解决此问题，本研究将 YOLOv8n 的损失函数替换为智慧交并比（Wise Intersection over Union，WIoU），WIoU 是在高效交并比（Efficient Intersection over Union，EIoU）注意力机制基础上进一步发展而来，通过动态方法来计算类别预测中的交互比（Intersection over Union，IoU）损失[12]。这种损失采用动态非单调聚焦机制，用离群度替代传统的 IoU 评估指标，以此对网络生成锚框的质量进行评估。此方法旨在减少因几何变换等对模型的过度惩罚，减少对训练过程的干预，从而增强模型的泛化能力，式（1）～（3）体现了 WIoU 的计算过程：

$$L_{IoU}=1-IoU=1-\frac{W_iH_i}{S_u},\tag{1}$$

$$L_{WIoU}=R_{WIoU}L_{IoU},\tag{2}$$

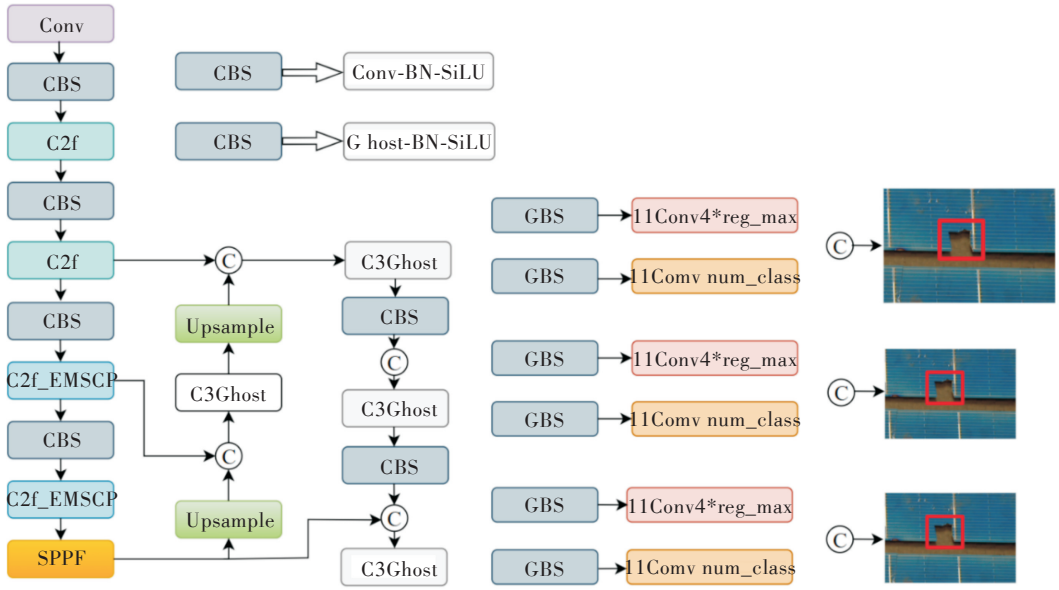
$$R_{WIoU}=\exp\frac{(x-x_{gt})^2+(y-y_{gt})^2}{(W_g^2+H_g^2)^*},\tag{3}$$

式中，W_i、H_i 分别为预测框和真实框相交区域的宽度和高度；S_u 为交叉区域面积，即预测框和真实框的总面积减去它们的交叉区域面积；IoU 为衡量真实框与预测框之间重叠程度的指标；$L_{IoU}\in[0,1]$ 为 IoU 损失函数的值；x、y 分别为预测框的中心坐标；x_{gt}、y_{gt} 分别为真实框的中心坐标；W_g、H_g 分别为

预测框和真实框的最小外接框的宽度和高度；$R_{WIoU}\in[1,e)$为权重因子，用于调整 IoU 损失；L_{WIoU}为加权 IoU 损失函数。

1.5　EGW-YOLOv8n

本研究将 YOLOv8n 中原始的 C2f 模块替换为 C2f_EMSCP 模块，并将网络中的常规卷积替换为 GhostNet，进一步提高网络的推理速度。一方面，C2f-EMSCP 模块通过增强位置感知能力使得网络能更精确地定位与识别太阳能板等其他部件上从微小裂纹到较大损伤的各种缺陷；另一方面，引入的 GhostNet 模块通过采用更轻量级的卷积操作，显著减少了模型的参数数量和运算量，有效降低了模型终端的部署要求。最后，损失函数 WIoU 的引入进一步增强了模型在处理高密度缺陷和复杂光照条件下的表现。最终构建了用于检测微型关键部件缺陷的模型 EGW-YOLOv8n，其网络结构如图 4 所示。



注：C（Concat）为通道拼接。

图 4　EGW-YOLOv8n 网络结构

Figure 4　EGW-YOLOv8n network structure

2　试验与分析

2.1　构建卫星缺陷数据集

本研究采用自行构建的卫星模型数据集，这些数据集通过高清相机和红外相机对 1:1 比例的卫星模型进行拍摄，以获取高分辨率图像，数据集示例如图 5 所示。

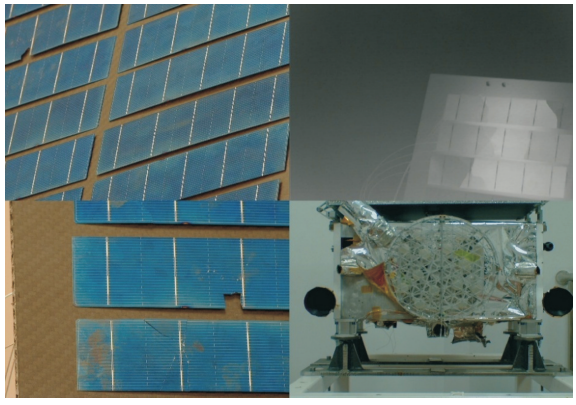


图 5　数据集示例

Figure 5　Example data set

这些图像不仅包括了丰富的可见光细节，还涵盖红外频段的数据。在对卫星表面进行检测时，可见光图像提供了丰富的纹理与细节信息，能够精确识别出太阳帆板上电池片的物理损伤，如裂缝、缺口以及热控多层脱落等缺陷；同时，通过旋转、平移、缩放和裁剪等数据增强技术对所拍摄的数据进行增强[13]。最终，构建的数据集中包含裂缝缺陷、缺陷和无缺陷三种数据，其中含裂纹缺陷数据共 465 张，含缺口缺陷数据 586 张和无缺陷数据 108 张。

2.2　实验评价指标

为评估模型性能，本文采用以下算法评价指标：时间复杂度（GFLOPs）、参数量（Parameters）、检测平均精度均值（Mean Average Precision，mAP）以及每秒传输帧数（Frames Per Second，FPS）。其中，mAP 的计算公式如下式(4)～(7)所示[14]：

$$precision=\frac{TP}{TP+FP},\tag{4}$$

$$Recall=\frac{TP}{TP+FN},\tag{5}$$

$$AP = \int Precision\ Recall, \tag{6}$$

$$mAP = \frac{1}{k}\sum_{i=1}^{n} AP(i), \tag{7}$$

式中，TP 为被预测为真的正样本(True positive)；FN 为被预测为假的负样本(False negative)；FP 为被预测为假的正样本(False positive)，n 为类别数；$AP(i)$ 为第 i 个类别的 AP 值。

2.3　实验结果分析

2.3.1　对比实验

为验证 EGW-YOLOv8n 模型的有效性，本研究将其与当前主流的单阶段目标检测算法(Single Shot MultiBox Detector, SSD)[15]、YOLOv5[16]、YOLOv7[17]以及原始的 YOLOv8n 进行对比实验，实验结果如表 1 所示。

表 1　对比实验结果

Table 1　Comparative experimental results

模型	*mAP*@0.5(%)	Parameters/M	GFLOPs	Size/MB	FPS
SSD	88.6	3.49	7.8	6.3	75
YOLOv5	91.8	2.51	7.2	5.3	89
YOLOv7	90.7	4.24	11.9	8.7	95
YOLOv8n	92.6	2.72	8.4	5.8	107
EGW-YOLOv8n	95.3	2.36	7.0	5.0	126

实验结果表明，本文提出的 EGW-YOLOv8n 模型在 *mAP*@0.5 上达到了 95.3%，显著高于 SSD、YOLOv5、YOLOv7 和 YOLOv8n 模型，分别提升了 6.7%、3.5%、4.6% 和 2.7%。表明 EGW-YOLOv8n 在检测精度上具有明显优势。同时，EGW-YOLOv8n 在参数量和模型大小上也表现出较好的控制，分别为 2.36 M 和 5.0 MB，低于 YOLOv7 的 4.24 M 和 8.7 MB，接近于 YOLOv5 和 YOLOv8n 的水平，但提供了更高的精度。在计算效率方面，EGW-YOLOv8n 为 7.0 GFLOPs，低于 YOLOv7 的 11.9 GFLOPs，与 YOLOv5 和 YOLOv8n 相近，但其推理速度达到了 126 FPS，远快于其他 3 个模型，尤其是较 SSD 快了 72 FPS，比原模型提升了 19 FPS。证明了 EGW-YOLOv8n 在保持高检测精度的同时，也实现了高效的推理速度，这对于实时应用场景尤为重要。综合来看，EGW-YOLOv8n 模型在检测精度、模型大小和推理速度等方面均展现出优越的性能，使其成为卫星缺陷检测任务中一个高效且精确的解决方案，特别是需要处理大量数据和实时反馈的应用场景。

2.3.2　消融实验

为验证 EGW-YOLOv8n 模型的改进效果，本文设计了一系列消融实验，旨在全面评估模型改进性能，证明模型每处改进的有效性。同时，证明 EGW-YOLOv8n 模型在包含所有改进模块时，相较于仅包含部分模块的变体模型具有更优的性能。消融实验结果如表 2 所示，“√”代表模型采用了此改进方式。

表 2　消融实验结果

Table 2　Results of ablation experiments

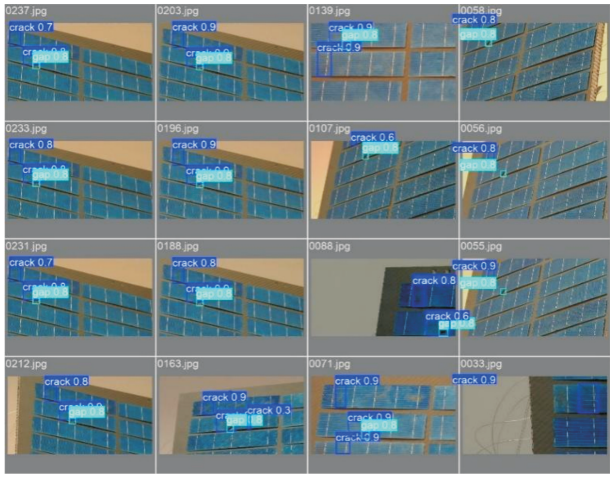
Model	C2f-EMSCP(E)	C2f-Ghost(G)	WIoU(W)	*mAP*@0.5(%)	Parameters/M	GFLOPs	Size/Mb	FPS
Yolov8n				92.6	2.72	8.4	5.8	107
E-Yolov8n	✓			91.1	2.87	8.0	5.8	112
G-Yolov8n		✓		90.5	1.72	5.1	4.3	128
W-Yolov8n			✓	94.0	2.72	8.4	5.8	116
EGW-YOLOv8n	✓	✓	✓	95.3	2.36	7.0	5.0	126

表 2 结果显示，EGW-YOLOv8n 模型通过综合 EMSCP 模块、Ghost 模块以及 WIoU 损失函数，显著提升了性能，展现出了卓越的检测精度，*mAP*@0.5 达到了 95.3%，参数量减少至 2.36 M，时间复杂度减小至 7.0 GFLOPs，模型大小也减小至 5.0 MB，图像推理速度达到 126 FPS。值得注意的是，基线 YOLOv8n 虽然提供了稳定的性能基准，但其较大的参数量、较高的计算需求和较慢的推理速度在资源受限环境中可能成为限制因素。而 E-Yolov8n 模型虽然在引入 C2f-EMSCP 模块后 *mAP*@0.5 有所提升，但参数量和模型大小的增加可能会影响模型的部署效率。G-Yolov8n 模型通过 C2f-Ghost 模块减少了参数量和计算量，提升了推理速度，但 *mAP*@0.5 的轻微下降表明可能在减少计算量的同时牺牲了一定的检测精度。W-Yolov8n 模型虽然通过 WIoU 损失函数提升了 *mAP*@0.5，但并未在模型大小和速度上带来显著改进。综上，本文提出的 EGW-YOLOv8n 模型在保持高检测精度和检测效率的同时，模型的复杂度也得到了有效的降低，部署在卫星终端完成缺陷检测

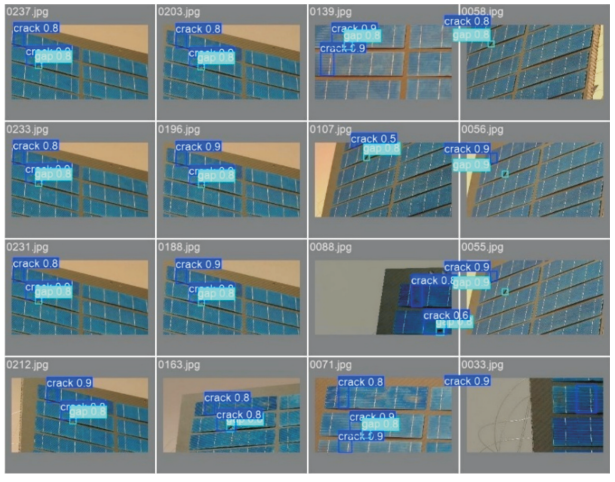
更加方便高效。

2.3.3　可视化结果分析

为直观展示 EGW-YOLOv8n 模型相对于 YOLOv8n 模型在卫星缺陷检测任务中的改进效果，进行了详细的可视化结果对比分析，如图 6 所示。通过对比两种模型对同一数据集的预测结果，可以明显观察到 EGW-YOLOv8n 模型在识别细微裂缝方面的显著提升。图 6(a)为改进之后的 EGW-YOLOv8n 模型的检测效果图，图 6(b)为 YOLOv8n 的检测效果图。在对比分析中，EGW-YOLOv8n 模型展现出对细微裂缝的高识别能力，这些微小裂缝在初始 YOLOv8n 模型的预测结果中往往被忽略或漏检。例如，在 0163 这张图像中，初始模型对图像上的细微裂缝并不敏感，存在漏检情况，经过改进后，能够对细小裂缝进行识别预测，显示出其在细节捕捉上的优越性。



(a) EGW-YOLOv8n检测效果图
(a) EGW-YOLOv8n detection effect graphs



(b) YOLOv8n检测效果图
(b) YOLOv8n detection effect graphs

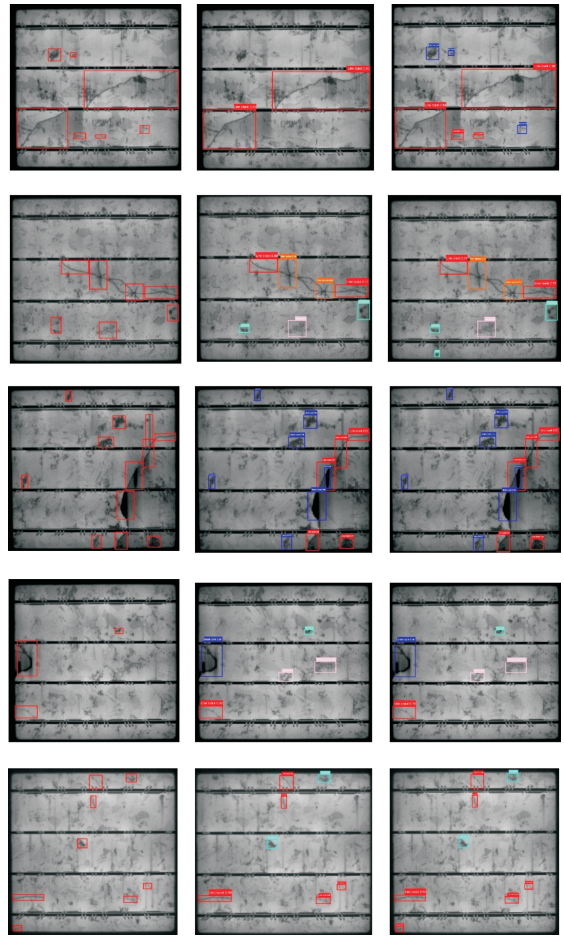
图 6　自建数据集检测效果

Figure 6　Self-built dataset detection effect

2.3.4　鲁棒性验证

为验证本文提出的 EGW-YOLOv8n 模型针对卫星小目标表面缺陷的检测能力，同时验证 EGW-YOLOv8n 的鲁棒性，选择公开的太阳能板缺陷数据集 PVEL-AD 进行了鲁棒性验证。PVEL-AD 数据集与卫星缺陷数据集相近，PVEL-AD 数据集含有 12 种缺陷类别，将选取断栅(Fence breake)、线裂(Line crack)、黑芯(Black core)、龟裂(Thick line)、星裂(Star rupture)5 类缺陷共计 3 786 张图像进行训练和交叉验证。将 EGW-YOLOv8n 与单级算法模型 SSD，两级算法模型 YOLOv5、YOLOv7 和 YOLOv8n 进行验证对比，采用 2.2 节中提出的评价指标对实验结果进行评价。

为更直观地展示模型改进后的检测结果，图 7 展示了 EGW-YOLOv8n 和 YOLOv8n 在数据集 PVEL-AD 上的表现。



(a)原始图像　(b)YOLOv8n　(c)EGW-YOLOv8n
(a)Original image

图 7　EGW-YOLOv8n 和 YOLOv8n 在 PVEL-AD 效果对比

Figure 7　Comparison of EGW-YOLOv8n and YOLOv8n effects in PVEL-AD

由图 7 可以看出，EGW-YOLOv8n 对于细小缺陷的识别准确度明显高于 YOLOv8n。图 8 展示了单级网络 SSD 和二级网络 YOLOv5、YOLOv7、YOLOv8n，以及本文所提 EGW-YOLOv8n 模型在太阳能板 PVEL-AD 数据集中精度 *mAP*@0.5 表现。可以看到，EGW-YOLOv8n 相比其他模型同样表现出较高的精度，其 *mAP*@0.5 较基础模型 YOLOv8n 提升了 3%，同时表现出训练轮数（Epoch）达到 350 次后，EGW-YOLOv8n 的 *mAP*@0.5 一直占据优势。

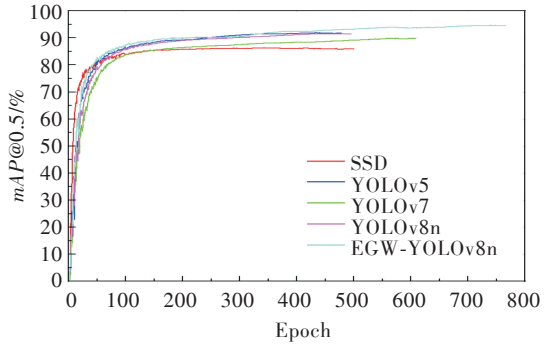


图 8　选用模型在 PVEL-AD 的鲁棒性试验结果

Figure 8　Robustness test results of selected models in PVEL-AD

3　结束语

本文围绕实现卫星外观缺陷高效高精度检测问题，基于 YOLOv8n 网络模型，利用 EMSCP 模块和 Ghost 模块构建了高精度的快速的缺陷识别神经网络，有效地提高检测精度和检测速度；同时，针对原有的 YOLOv8n 网络模型使用 CIoU 损失函数对小目标定位精度低、模型鲁棒性差的问题，将损失函数由原来的 CIoU 替换为 WIoU，形成了 EGW-YOLOv8n 模型。结果表明，新模型在卫星缺陷检测任务中表现优越。由于基础网络选择轻量级的 YOLOv8n 网络模型，训练结果显示 EGW-YOLOv8n 的时间复杂度和参数量均优于原始模型。最后，在公开的太阳能板缺陷数据集 PVEL-AD 中，验证了 EGW-YOLOv8n 的鲁棒性，当 Epoch 达到 350 次后，EGW-YOLOv8n 的 *mAP*@0.5 的表现一直优于其他算法模型。综上，本文提出的 EGW-YOLOv8n 模型实现了在保证精度与速度的同时，具有较低的终端运行要求，能够满足卫星小目标缺陷的检测需求。

参考文献：

[1] 梁礼明，陈鑫，余洁，等. 多尺度注意力细化视网膜分割算法[J]. 计算机工程与应用，2023，59(6)：212–220.
Liang L M，Chen X，Yu J，et al. Multi-Scale Attention Refinement Retinal Segmentation Algorithm [J]. Computer Engineering and Applications，2023，59(6)：212-220.

[2] 凌均健，徐东华，朱胜山，等. 改进YOLOv8的无人机建筑外墙缺陷检测方法[EB/OL]. (2025-03-10)[2026-03-21]. https://link. cnki. net/urlid/42. 1266. tn. 20250307. 1054. 009.
Ling J J，Xu D H，Zhu S S，et al. Improvement of YOLOv8 for UAV Building Facade Defect Detection[EB/OL]. (2025-03-10)[2026-03-21]. https://link. cnki. net/urlid/42. 1266. tn. 20250307. 1054. 009.

[3] 窦智，高浩然，刘国奇，等. 轻量化YOLOv8的小样本钢板缺陷检测算法[J]. 计算机工程与应用，2024(9)：90–100.
Dou Z，Gao H R，Liu G Q，et al. Small Sample Steel Plate Defect Detection Algorithm of Lightweight YOLOv8 [J]. Computer Engineering and Applications，2024(9)：90–100.

[4] 彭自然，王思远，肖伸平. 基于YOLOv8优化改进的太阳能电池片缺陷检测模型[J]. 光电工程，2024，51(11)：240220.
Peng Z R，Wang S Y，Xiao S P. A Solar Cell Defect Detection Model Optimized and Improved based on YOLOv8 [J]. Opto-Electronic Engineering，2024，51(11)：240220.

[5] 梁礼明，陈康泉，陈林俊，等. 改进轻量化的FCM-YOLOv8n钢材表面缺陷检测[J]. 光电工程，2025，52(2)：240280.
Liang L M，Chen K Q，Chen L J，et al. Improving the Lightweight FCM-YOLOv8n for Steel Surface Defect Detection[J]. Opto-Electronic Engineering，2025，52(2)：240280.

[6] 李松，史涛，井方科. 改进YOLOv8的道路损伤检测算法[J]. 计算机工程与应用，2023，59(23)：165–174.
Li S，Shi T，Jing F K. Improved Road Damage Detection Algorithm of YOLOv8[J]. Computer Engineering and Applications，2023，59(23)：165–174.

[7] 陈晨，徐慧英，朱信忠，等. 基于YOLOv8改进的室内行人跌倒检测算法FDW-YOLO[J]. 计算机工程与科学，2024，46(8)：1455–1465.
Chen C，Xu H Y，Zhu X Z，et al. FDW-YOLO：an Improved Indoor Pedestrian Fall Detection Algorithm based on YOLOv8[J]. Computer Engineering and Science，2024，46(8)：1455–1465.

[8] 张世层，张冬，王平，等. 低轨卫星激光载荷配置及快

速建链方法的研究[J]. 激光技术，2024，48(2)：249–254.
Zhang S C，Zhang D，Wang P，et al. Research on Configuration of Laser Payload for LEO Satellites and Rapid Link Establishment Method [J]. Laser Technology，2024，48(2)：249–254.

[9] Yi H，Liu B，Zhao B，et al. Small Object Detection Algorithm based on Improved YOLOv8 for Remote Sensing[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing，2024，17：1734–1747.

[10] Yan C，Xu E. ECM-YOLO：a Real-Time Detection Method of Steel Surface Defects based on Multiscale Convolution [J]. Journal of the Optical Society of America A，2024，41(10)：1905–1914.

[11] Han K，Wang Y，Tian Q，et al. GhostNet：More Features from Cheap Operations [C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Seattle，WA，USA：IEEE，2020：9157333.

[12] Tong Z，Chen Y，Xu Z，et al. Wise–IoU：Bounding Box Regression Loss with Dynamic Focusing Mechanism[EB/OL]. (2023–01–24)[2025-04-07] https://arxiv.org/abs/2301.10051.

[13] Talaat F M，ZainEldin H. An Improved Fire Detection Approach based on YOLO-V8 for Smart Cities [J]. Neural Computing and Applications，2023，35(28)：20939–20954.

[14] 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 C，et al. Improved YOLOv8 Algorithm for Industrial Surface Defect Detection[J]. Computer Engineering and Applications，2024，60(14)：187–196.

[15] Liu W，Anguelov D，Erhan D，et al. SSD：Single Shot MultiBox Detector[C]//Computer Vision-ECCV 2016. Cham，Switzerland：Springer，2016：21–37.

[16] Ultralytics. YOLOv5：Open Source Object Detection [EB/OL]. (2022-11-22) [2025-04-07]. https://github.com/ultralytics/yolov5.

[17] Wang C Y，Bochkovskiy A，Liao H M. YOLOv7：Trainable Bag-of-Freebies Sets New State-of-the-Art for Real-Time Object Detectors[C]//2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Vancouver，BC，Canada：IEEE，2023：10204762.