DOI: 10.12398/j.issn.2096-7217.2026.02.006

基于GOP-YOLO11n光伏清洗无人机的轻量化多尺度表面污渍检测方法

赵立军[1,2], 胡繁森[1], 代凡程[1], 李强[1,2], 李建[3], 黎斌[1,2*]

(1. 重庆文理学院,重庆市,402160; 2. 丘陵山地智能农机装备重庆市高校工程研究中心,重庆市,402160; 3. 重疆无人机科技(重庆)有限公司,重庆市,402160)

摘要:针对光伏电站中污渍积累导致发电效率降低,以及清洗无人机受限于边缘算力和复杂背景干扰难以精准定位的问题,提出一种基于Jetson Orin Nano边缘计算平台的清洗无人机解决方案。在YOLO11n模型框架下,提出一种基于GOP-YOLO11n的轻量化光伏板污渍检测算法。引入GroupDC结构,并对骨干网络中的C3k2模块进行轻量化重构,在降低模型计算开销的同时增强复杂背景下小目标特征的表达能力。在特征融合网络中加入OptimizedDC多尺度特征提取模块以提升对多尺度目标(微小鸟粪、长条水渍)的感知能力。检测头通过上采样和特征聚合块UP-Block,强化多像素图形聚合能力。试验采用无人机采集的光伏板可见光图像构建数据集,共获得4 190张有效图像,并按照8:1:1划分训练集、验证集和测试集,输入图像统一调整为960像素×960像素。在相同训练与测试条件下,GOP-YOLO11n的准确率、召回率、*mAP*@50和*mAP*@50:0.95分别达到91.1%、85.8%、92.5%和76.8%,较YOLO11n基线模型分别提高2.9、3.4、1.8和4.4个百分点。模型参数量由2.582 M降至2.068 M,浮点运算量为6.7×10^9。进一步在Jetson Orin Nano Super 8G平台上进行TensorRT FP16部署测试,模型推理速度达到114.7帧/s,单帧延时为8.7 ms,显存占用为1 685 MB。结果表明,该方法在提升复杂背景下多尺度污渍检测精度的同时,兼顾模型轻量化与边缘端实时推理需求,可为光伏清洗无人机的污渍识别、区域化清洗决策和智能运维提供视觉感知支撑。

关键词:光伏板污渍检测;GOP-YOLO11n;轻量化;多尺度融合;边缘部署

中图分类号:S24 **文献标识码:**A **文章编号:**2096-7217(2026)02-0066-11

赵立军, 胡繁森, 代凡程, 李强, 李建, 黎斌. 基于GOP-YOLO11n光伏清洗无人机的轻量化多尺度表面污渍检测方法[J]. 智能化农业装备学报(中英文), 2026, 7(2): 66−76

Zhao Lijun, Hu Fansen, Dai Fancheng, Li Qiang, Li Jian, Li Bin. GOP-YOLO11n-Based lightweight multi-scale surface soiling detection method for photovoltaic cleaning UAVs [J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization, 2026, 7(2): 66−76

0 引言

随着能源结构向绿色低碳方向转型,光伏发电已成为新能源领域的重要组成部分。然而,光伏板长期暴露于风沙沉积、鸟类活动、降雨残留等开放环境中,表面易附着鸟粪、灰尘和水渍等污渍,导致组件透光率和输出功率下降,并可能增加热斑风险和运维成本[1]。因此,开展光伏板表面污渍的高效检测与精准定位,对提升光伏系统智能运维水平具有重要意义。

传统光伏运维主要依赖人工巡检和清洗,存在效率低、劳动强度大及高风险环境适应性不足等问题。随着无人机巡检与清洗技术的发展,基于无人机平台的智能化运维逐渐成为重要方向。对于光伏清洗无人机而言,视觉感知模块直接影响污渍识别精度和后续清洗效率,因此研究适用于边缘端部署的轻量化、高精度污渍检测模型具有工程应用价值[2-9]。现有光伏视觉检测方法主要包括两阶段检测方法和以YOLO系列为代表的单阶段检测方法,其中单阶段方法兼顾检测速度与精度,更适合无人机巡检和边缘端实时部署场景[10-14]。

近年来,深度学习方法已广泛应用于光伏组件缺陷、裂纹、热斑和遮挡识别等任务[15]。面向边缘端部署

收稿日期:2026-04-20 修回日期:2026-05-08

基金项目:2025年重庆市研究生科研创新项目(CYS25872);重庆市永川区"揭榜挂帅"项目(2025yc-jbgs20005);2025年重庆文理学院校级研究生科研创新项目

第一作者:赵立军,男,1980年生,黑龙江克山人,博士,教授;研究方向为山地智能农业装备及机器人。E-mail: 20190005@cqwu.edu.cn

*通信作者:黎斌,男,1991年生,重庆綦江人,博士,副教授;研究方向为山地智能农业装备及机器人。E-mail: cncqlibin@163.com

需求，轻量化模型设计成为研究重点，相关方法主要通过轻量主干网络、模型压缩、知识蒸馏和神经架构搜索等方式降低模型复杂度[16-18]。同时，多尺度特征融合方法在工业表面缺陷和不规则目标识别中表现出较好适应性[19-20]。此外，针对光伏表面污渍与积尘检测，已有研究从自动化检测、清洗机器人识别、污染损失估计和积尘检测模型等方面进行了探索[21-25]。但现有研究对清洗无人机可见光场景下鸟粪、灰尘和水渍等表面污渍的精准定位仍相对不足。

针对上述问题，研究提出GOP-YOLO11n轻量化多尺度污渍检测方法。该方法在YOLO11n基础上引入GroupDC轻量特征提取思想重构骨干网络，构建P2高分辨率辅助融合分支，并引入OptimizedDC多尺度特征提取模块和UP-Block检测头聚合结构，以提升复杂背景下多尺度、不规则污渍目标的检测能力[26]。同时，基于无人机采集图像开展试验，并在Jetson Orin Nano平台上验证边缘端部署可行性。

1　光伏板清洗无人机平台

本文以农业无人机T100为试验平台，结合光伏板喷淋清洗作业需求，构建光伏清洗无人机系统。试验中喷淋流量取1.7 L/min，作业飞行速度范围0～0.5 m/s，作业高度为3 m，以兼顾喷淋覆盖效果、液体利用率和机载作业稳定性。系统由多旋翼飞行平台、液箱与供液系统、喷淋执行设备、机载感知与边缘计算单元以及地面监控终端组成，其硬件组成如图1所示。



图1　光伏清洗无人机试验平台

Figure 1　Test platform for photovoltaic cleaning unmanned aerial vehicle

多旋翼飞行平台用于实现起降、航迹跟踪、定高悬停和姿态稳定，为图像采集与喷淋作业提供稳定作业条件。液箱与供液系统负责清洗介质存储与输送。喷淋执行装置根据污渍检测结果完成喷头启停、流量调节和区域化清洗。机载视觉感知与边缘计算单元用于获取光伏板图像并运行GOP-YOLO11n模型，实现污渍识别与定位。地面监控终端用于任务下发、状态显示和人工干预。

在控制流程上，系统以机载图像和无人机状态信息为输入，经污渍识别、作业决策、飞行控制、喷淋执行和状态反馈等环节，形成“感知—决策—执行—反馈”的闭环作业链路，其控制系统结构如图2所示。该平台可为GOP-YOLO11n模型的机载部署和光伏板表面污渍精准清洗提供试验支撑。

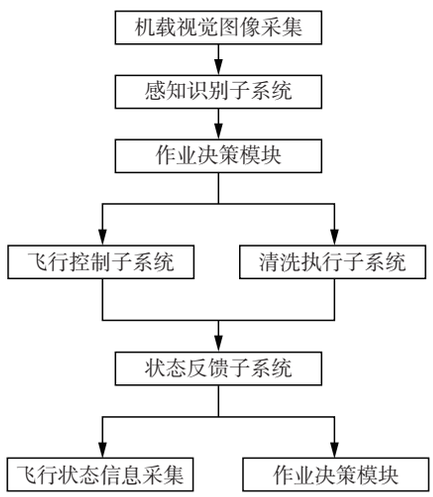


图2　光伏板清洗无人机控制系统

Figure 2　Control system for solar panel cleaning UAV

2　基于GOP-YOLO11n光伏清洗无人机的改进方法

2.1　YOLO11n模型结构

YOLO11n是Ultralytics在YOLO11系列中的轻量化实时检测任务模型，整体由Backbone、Neck和Head 3部分构成[27]，其结构如图3所示。

其中，Backbone负责从浅层到深层逐级提取图像特征，Neck用于实现多尺度特征的交互与融合，Head则在不同尺度特征图上完成类别预测和边界框回归。原始YOLO11n采用P3、P4和P5 3个尺度检测输出，参数量和计算量相对较低，适合边缘端部署。但对于微小鸟粪、细粒度灰斑以及边缘模糊的水渍等目标，高分辨率细节信息仍显不足。

因此，本文在保持整体网络拓扑结构稳定的前提下，对骨干网络和特征融合路径进行针对性优化，以提升模型对多尺度、小目标污渍的检测能力。

2.2　YOLO11n模型改进

针对光伏板表面污渍目标尺度小、边界模糊、形态不规则，以及清洗无人机边缘端算力受限等问题，本研究在YOLO11n基线模型基础上构建了GOP-YOLO11n检测网络。该模型通过轻量化骨干网络降低模型复杂度，引入P2高分辨率辅助分支增强浅层细节信息表征，结合多尺度特征增强策略，进一步提升不

同形态和尺度污渍的识别效果。

同时,对检测头进行聚合优化,以增强局部空间信息整合能力和目标定位稳定性。需要说明的是,P2 分支仅用于高分辨率特征补充与回流增强,并不单独参与最终检测输出,从而在提升小目标表达能力的同时兼顾边缘端部署效率。

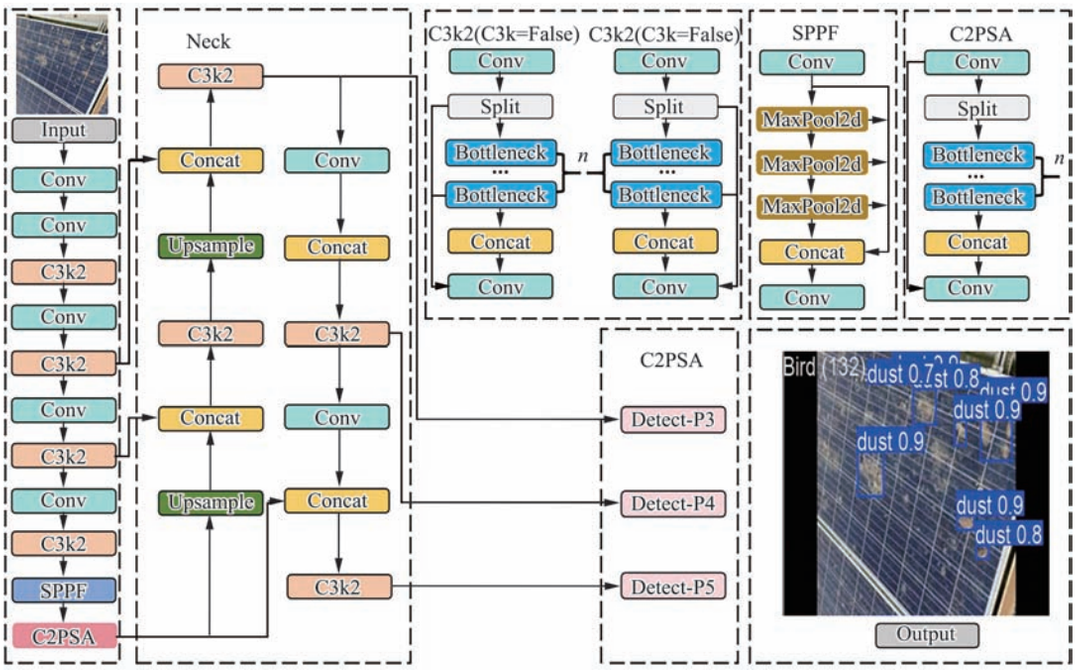


图 3 YOLO11n 模型

Figure 3 YOLO11n model

2.2.1 重构骨干网络

原始 YOLO11n 虽然在通用检测任务中兼顾了速度与精度,但其深层高通道卷积、普通下采样层以及骨干末端注意力模块仍存在冗余计算,不利于 Jetson Orin Nano 等边缘平台实时部署[27]。

为此,本研究在尽量保持原始主干拓扑稳定性和预训练兼容性的前提下,对骨干网络实施分层轻量化重构。在中层引入 C3k2GDLite 增强局部纹理表达,在深层采用 SCDown 与 C3k2GD 压缩高通道阶段的冗余计算,并在骨干末端采用 C2PSALite 对高层语义增强模块进行轻量裁剪。

2.2.2 特征提取

针对原始 C3k2 模块在中高通道阶段存在冗余计算、对弱纹理小目标表达不足的问题,本文通过引入 GroupDC 轻量特征提取思想,构建了 C3k2GDLite 模块。

该模块在保留 C3k2 外层跨阶段连接结构的基础上,通过方向性特征移位、分组卷积和 1×1 逐点卷积实现局部信息交互与通道融合。

该设计的本质在于,利用移位操作在不显著增加参数的情况下引入邻域信息交换,再通过分组卷积削减标准卷积在通道维度上的冗余计算,最后使用逐点卷积恢复通道间交互能力。C3k2GDLite 结构如图 4 所示。

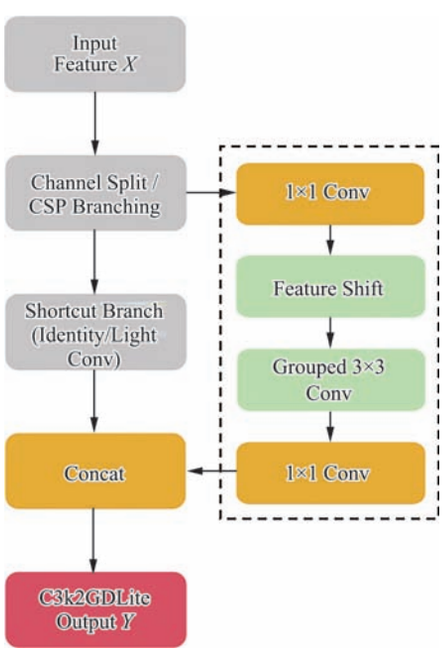


图 4 C3k2GDLite 结构

Figure 4 C3k2GDLite structure

2.2.3 改进 P2 的多尺度特征融合

原始 YOLO11n 对微小鸟粪、弱纹理灰斑及边缘模糊水渍等小目标的浅层细节信息利用不足。若直接引入 P2 作为独立检测分支,则会显著增加高分辨率预

测带来的计算开销。

为此，本文将P2设计为高分辨率辅助融合分支。先将自顶向下融合后的P3特征上采样至P2尺度，并与骨干网络保留的浅层P2特征进行拼接和轻量融合。再将融合结果下采样回流至P3层，以增强最终检测分支对小目标污渍的特征表达能力。

2.2.4　OptimizedDC多尺度特征融合

光伏板表面污渍具有尺度差异大、形态不规则和方向性明显等特点。为提升Neck阶段对不同形态污渍目标的融合表达能力，本文在关键融合节点引入OptimizedDC多尺度特征提取模块[28-29]。该模块由局部分支、扩展感受野分支和条带目标分支组成，分别用于提取局部边缘纹理、宽域上下文信息和细长水渍等方向性特征。

OptimizedDC的引入使不同尺度与不同形态污渍目标能够在同一融合节点实现更充分的语义交互，从而提高复杂背景下的特征融合质量。其结构如图5所示。

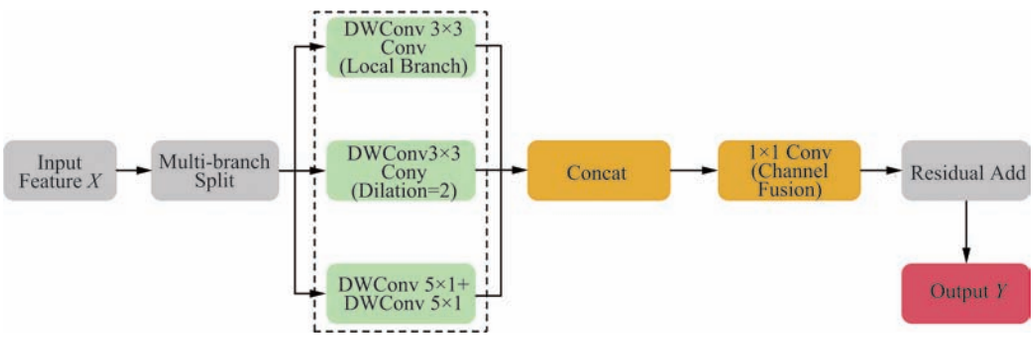


图5　OptimizedDC结构

Figure 5　OptimizedDC structure

2.2.5　检测头优化设计

针对光伏板表面污渍目标边缘模糊、形态不规则及局部对比度较弱等问题，本文设计了UP-Block特征聚合结构[30-32]，如图6所示。

该结构通过高层特征上采样与低层特征补充相结合，强化不同层级特征之间的空间交互与区域整合能力。该结构有助于提升不规则污渍区域的边界拟合质量和定位稳定性。

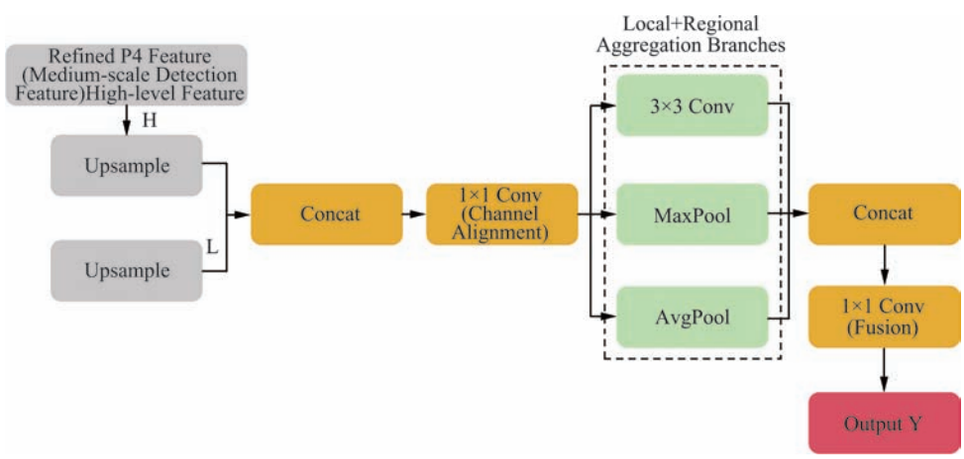


图6　UP-Block结构

Figure 6　UP-Block structure

2.3　GOP-YOLO11n整体结构

改进后的GOP-YOLO11n轻量级光伏板表面污渍检测模型如图7所示。该模型在YOLO11n基线框架上，从Backbone、Neck和Head 3个层面进行了协同优化。在Backbone中，引入C3k2GDLite、SCDown、C3k2GD和C2PSALite，实现骨干网络的轻量化重构。在Neck中，通过构建P2高分辨率辅助融合分支并结合OptimizedDC模块，增强多尺度特征表达能力。在Head中，采用UP-Block提升局部区域聚合能力和边界拟合能力。最终模型仅在增强后的P3、P4和P5尺度上执行检测输出，其中P2仅作为高分辨率辅助融合层参与特征增强。

改进后的GOP-YOLO11n整体流程可概括为：输入图像→轻量化Backbone→P5-P4-P3自顶向下融合→P2辅助融合与回流增强→UP-Block检测头→Detect(P3、P4、P5)。

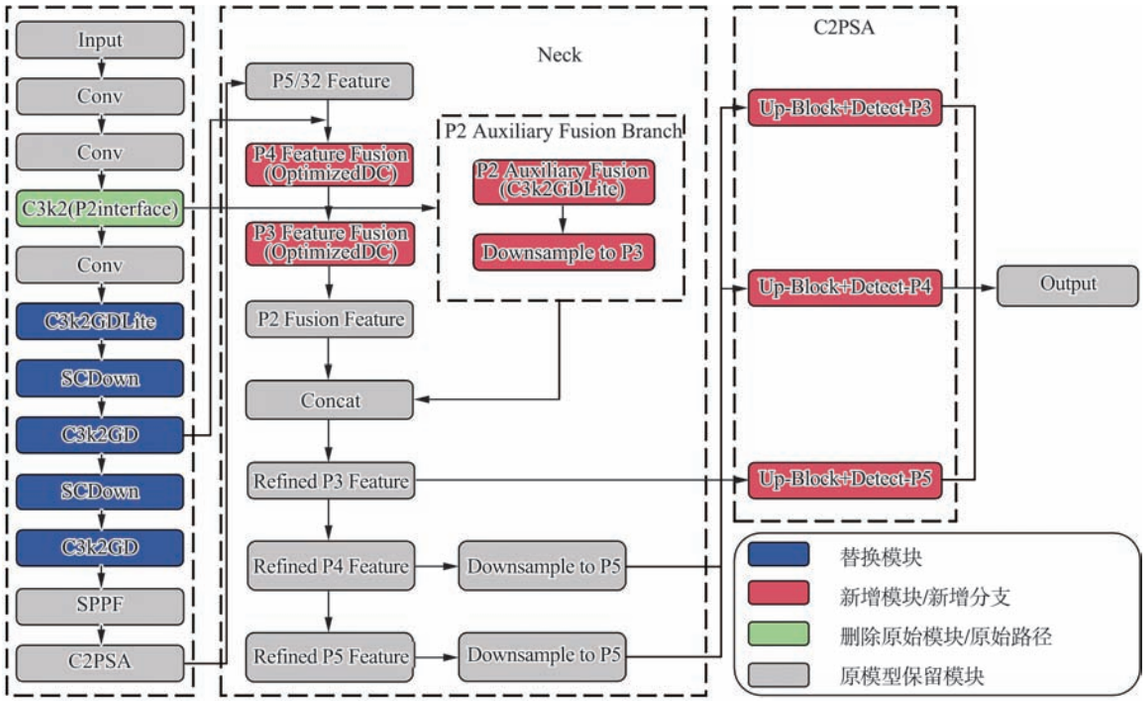


图 7 GOP-YOLO11n 模型架构

Figure 7 GOP-YOLO11n model architecture

3 试验与验证

3.1 试验设计与方案

本研究所用图像数据采集于重庆市永川区供电局检修基地,采集设备为 DJI Mavic 3M 无人机,采集时间为 2026 年 3 月 6—7 日。本文主要采用 RGB 相机采集的可见光图像开展光伏板表面污渍检测。其中 RGB 相机有效像素为 20 MP,最大图像分辨率为 5 280 像素×3 956 像素,视频采集帧率最高支持 30 帧/s。由于采集过程中无人机飞行高度和拍摄视角存在差异,获取的光伏板污渍在面积大小、形状特征及边缘轮廓上表现出较大变化,从而增加了污渍识别的难度。

本研究将鸟粪、灰尘和水渍统一归并为单一检测类别,3 类污渍的区分仅用于数据来源统计与场景分析,不参与训练标签划分。经筛选后,共获得 4 190 张有效图像,并将所有图像均统一调整为 960 像素×960 像素。数据集采用 YOLO 格式,使用 LabelImg 标注软件对图像中的污渍区域进行人工标注,最终按照 8∶1∶1 的比例将数据集随机划分为训练集、验证集和测试集。

3.2 仿真环境与参数设置

试验环境配置如表 1 所示。以 YOLO11n 为基线模型,训练输入尺寸统一设置为 960 像素×960 像素,以保证对小目标污渍的分辨能力。训练过程中,批量大小设为 16,训练轮数设为 200,初始学习率设为 0.01,数据加载线程数为 8 个。

表 1 试验环境配置

Table 1 Test environment configuration

环境配置	参数
操作系统	Windows11
CPU	Intel Core Ultra 9 285K
GPU	NVIDIA GeForce RTX 5090(32GB)
开发环境	PyCharm 2022.3.3
语言	Python 3.10
框架	Pytorch 2.9.0
操作平台	CUDA 12.9

表 2 Jetson Orin Nano Super 8G 边缘计算平台主要参数

Table2 Key parameters of the Jetson Orin Nano Super 8G edge computing platform

参数	配置
AI算力	最高 67 INT8 TOPS
CPU	6 核 Arm Cortex-A78AE v8.2 64 位处理器
GPU	NVIDIA Ampere 架构,CUDA 核心,Tensor 核心
内存	8 GB 128-bit LPDDR5
内存带宽	102 GB/s
功耗范围	7～25 W

优化器采用 AdamW,学习率调度策略采用余弦退火,并在训练初期引入 warmup 机制,以提升训练稳定

性和收敛性能。边缘端部署平台采用 Jetson Orin Nano Super 8G，主要参数如表2所示，主要用于验证不同模型在无人机机载环境下的实时推理性能。该配置在场景化机器人视觉研究中具有一定代表性，可为后续实际硬件部署提供参考。

3.3　评价指标

本文采用精确率P、召回率R、mAP@50与mAP@50:0.95精度指标评价检测性能，同时统计参数量、计算量和推理帧率评价轻量化与实时性。精确率P用于反映模型误检控制能力，召回率R用于衡量漏检情况，mAP@50强调较宽松IoU下的总体检测能力，mAP@50:0.95则更关注高IoU条件下边界框质量和综合稳健性[33-35]。其中，精确率P和召回率R的计算式分别如式(1)和式(2)所示。

$$P=\frac{TP}{TP+FP} \tag{1}$$

$$R=\frac{TP}{TP+FN} \tag{2}$$

式中：P——精确率；

R——召回率；

TP——正确检测出的正样本数量；

FP——误检样本数量；

FN——漏检样本数量。

3.4　结果与分析

为验证GOP-YOLO11n的综合性能，本文选取MobileNet-SSD、EfficientDet-Lite、YOLOv8n、YOLOv9t、YOLOv10n、YOLO11n、YOLO11n-Tuned、YOLO12n和YOLO26n作为对比模型，在相同数据集和试验条件下开展试验，结果如表3所示。

表3　不同模型总体性能对比

Table 3　Overall performance comparison of different models

模型	准确率/%	召回率/%	mAP@50/%	mAP@50:0.95/%	参数量/M	浮点运算量	推理速度/(帧·s^{-1})
MobileNet-SSD	76.2	73.5	78.5	55.2	3.213	5.8×10^9	132.5
EfficientDet-Lite	78.0	75.2	81.3	57.5	3.885	6.1×10^9	118.6
YOLOv8n	79.7	77.2	82.5	58.6	3.005	8.1×10^9	108.8
YOLOv9t	80.9	77.6	83.2	62.3	1.970	7.6×10^9	96.4
YOLOv10n	85.8	79.5	86.2	67.0	2.265	6.5×10^9	119.3
YOLO11n	88.2	82.4	90.7	72.4	2.582	6.3×10^9	126.0
YOLO11n-Tuned	88.7	82.9	91.1	73.8	2.582	6.3×10^9	124.8
YOLO12n	89.1	83.6	91.4	74.2	2.546	6.5×10^9	121.8
YOLO26n	90.2	85.3	92.2	76.1	2.473	6.6×10^9	118.2
GOP-YOLO11n	91.1	85.8	92.5	76.8	2.067	6.7×10^9	114.7

MobileNet-SSD和EfficientDet-Lite的检测指标低于YOLO系列模型，说明传统轻量化检测网络对复杂背景下弱小污渍目标的表达能力有限。YOLOv8n、YOLOv9t和YOLOv10n的检测性能逐步提升，但总体仍低于YOLO11n。YOLO11n-Tuned通过HSV光照扰动、多尺度训练和学习率调度等策略进行优化后，性能较原始YOLO11n有所提升，但仍低于GOP-YOLO11n，说明单纯训练调参对检测性能提升有限。

进一步对比YOLO12n和YOLO26n可知，更新YOLO模型虽具有一定优势，但仍低于本文模型。GOP-YOLO11n的精确率P、召回率R、mAP@50和mAP@50:0.95分别达到91.1%、85.8%、92.5%和76.8%，均为最优，表明其对微小鸟粪、片状灰斑和长条水渍等多尺度污渍目标具有更强检测能力。虽然引入P2高分辨率辅助分支和多尺度增强模块后浮点运算量略有增加，但模型推理速度仍达到114.7帧/s，能够满足Jetson Orin Nano等边缘平台的实时部署需求。综上，GOP-YOLO11n在兼顾轻量化和实时性的同时提升了光伏板污渍检测精度。

3.4.1　骨干轻量化消融分析

为验证骨干轻量化策略中各改进模块的有效性，本文以YOLO11n为基线模型，依次引入C3k2GDLite、SCDown、C3k2GD和C2PSA-lite开展消融试验，结果见表4。

随着轻量化模块逐步叠加，模型参数量和浮点运算量持续下降，精确率P、召回率R及mAP指标整体提升，说明各模块对降低模型复杂度和增强污渍检测性能均具有积极作用。其中，引入C3k2GDLite后，模型参数量和计算量均有所降低，检测指标同步提升，表明中层C3k2模块的轻量化替换能够减少冗余计算并

增强小尺度污渍特征表达能力。进一步加入SCDown和C3k2GD后,模型复杂度继续下降,检测精度进一步提高,说明深层下采样优化与高通道阶段GroupDC结构能够兼顾语义表达能力和计算效率。

在骨干末端加入C2PSA-lite后,最终得到Backbone-Light模型。相比YOLO11n基线模型,其参数量由2.582 M降至1.962 M,减少约24%。浮点运算量由6.3×10^9降至5.6×10^9,减少约11.1%,同时,精确率P、召回率R、mAP@50和mAP@50:0.95均优于基线模型。结果表明,所提出的"中层轻改、深层压缩、末端裁剪"骨干轻量化策略能够在降低模型复杂度的同时提升检测性能。

表4 骨干轻量化各模块消融对比试验

Table 4 Ablation experiments of each module for backbone lightweighting

模型	P4改	SCDown	P6/P8改	C2PSA-lite	P/%	R/%	mAP@50/%	mAP@50:0.95/%	参数量/M	浮点运算量
YOLO11n基线					88.2	82.4	90.7	72.4	2.582	6.3×10^9
YOLO11n基线+C3k2GDLite	√				89.0	82.9	90.9	72.8	2.516	6.2×10^9
YOLO11n基线+SCDown	√	√			89.5	83.4	91.0	73.4	2.460	6.0×10^9
YOLO11n基线+C3k2GD	√	√	√		90.2	84.1	91.2	74.3	2.287	5.9×10^9
Backbone-Light	√	√	√	√	90.6	84.6	91.2	74.8	1.962	5.6×10^9

3.4.2 P2辅助融合、Neck与Head消融分析

表5为P2辅助融合与Neck/Head改进消融试验分析表,在Backbone-Light基础上引入P2高分辨率分支后,模型召回率R由84.6%提升至85.8%,说明P2分支能够有效增强对微小鸟粪和细小灰斑等小目标污渍的感知能力。进一步将P2融合模块由标准C3k2替换为C3k2GDLite后,模型参数量由2.185 M降至2.109 M,浮点运算量由6.2×10^9降至6.0×10^9,同时精确率P、召回率R及mAP指标均有小幅提升,表明轻量化P2融合策略在降低复杂度的同时保持了较好的检测性能。随后引入OptimizedDC多尺度特征提取模块后,模型对多尺度污渍目标的表达能力进一步增强,mAP@50和mAP@50:0.95分别提升至92.1%和76.4%,在结合UP-Block检测头后,GOP-YOLO11n取得最优综合性能,说明本文提出的多尺度增强与检测头优化策略是有效的。

表5 P2辅助融合与Neck/Head改进消融试验

Table 5 Ablation experiments on P2 auxiliary fusion and Neck/Head improvement

模型	P2分支	P2融合块	OptimizedDC	UP-Block	P/%	R/%	mAP@50/%	mAP@50:0.95/%	参数量/M	浮点运算量
Backbone-Light					90.6	84.6	91.2	74.8	1.962	5.6×10^9
Backbone-Light+P2-Stage1	√	C3k2			90.4	85.8	91.5	75.4	2.183	6.2×10^9
Backbone-Light+P2-Stage2	√	C3k2GDLite			90.7	86.0	91.7	75.9	2.108	6.0×10^9
Backbone-Light+OptimizedDC+P2-Stage2	√	C3k2GDLite	√		90.0	86.3	92.1	76.4	2.176	6.4×10^9
GOP-YOLO11n	√	C3k2GDLite	√	√	91.1	85.8	92.5	76.8	2.067	6.7×10^9

3.4.3 边缘端部署分析

为验证所提模型在边缘端平台上的部署可行性,本文进一步在Jetson Orin Nano平台上开展TensorRT FP16推理测试,输入尺寸统一设置为960像素×960像素,结果如表6所示,基线模型YOLO11n在该平台上的推理速度达到126帧/s,单帧延时为7.9 ms,显存占用为1 760 MB,说明YOLO11n已具备较好的边缘端实时推理能力。

在此基础上，Backbone-Light通过对骨干网络进行轻量化重构，使参数量和计算量进一步下降，其在Jetson Orin Nano上的推理速度提升至138.4帧/s，单帧延时缩短至7.2 ms，显存占用降低至1 618 MB。该结果表明，本文提出的骨干轻量化策略有效提升嵌入式平台部署效率。最终模型GOP-YOLO11n在Backbone-Light基础上继续引入P2高分辨率分支、OptimizedDC和UP-Block后，推理速度下降至114.7帧/s，单帧延时为8.7 ms，显存占用为1 685 MB。尽管其部署效率较Backbone-Light略有回落，但仍明显优于许多常规高精度检测模型在边缘端的运行水平，且显存占用依然低于基线模型YOLO11n，说明所提最终模型在提高检测精度的同时，仍保持了较好的边缘端部署可行性。

综合表3、表5及表6可以看出，Backbone-Light主要解决了模型在参数量、计算量和边缘端推理效率方面的问题，而GOP-YOLO11n在此基础上进一步增强了多尺度污渍检测能力。结果表明，本文所提出的GOP-YOLO11n在检测精度、模型规模和部署效率之间取得了较好的平衡，具有较强的工程应用潜力。

表6　Jetson Orin Nano Super 8G部署测试结果

Table 6　Deployment test results of Jetson Orin Nano Super 8G

模型	推理速度/(帧·s^{-1})	单帧延时/ms	显存占用/MB	备注
YOLO11n	126.0	7.9	1 760	基准模型
Backbone-Light	138.4	7.2	1 618	骨干轻量化
GOP-YOLO11n	114.7	8.7	1 685	最终模型

4　讨论

1）在YOLO11n基线模型基础上，本文从骨干网络、特征融合网络和检测头3个层面进行协同优化，构建了GOP-YOLO11n模型，有效提升了光伏板表面污渍检测性能。

2）骨干轻量化策略中引入的C3k2GDLite、SCDown、C3k2GD和C2PSALite有效降低了模型参数量和计算量，提高了边缘端部署效率。P2高分辨率辅助融合分支与OptimizedDC多尺度特征提取模块增强了模型对微小鸟粪、片状灰斑和长条水渍等多尺度污渍目标的表征能力。UP-Block检测头优化了复杂背景下污渍区域的边界拟合效果与定位稳定性。

3）试验结果表明，GOP-YOLO11n的精确率P、召回率R、$mAP@50$和$mAP@50{:}0.95$分别达到91.1%、85.8%、92.5%和76.8%，较基线YOLO11n分别提升2.9、3.4、1.8和4.4个百分点。同时，参数量由2.582 M降至2.068 M，并在Jetson Orin Nano平台上实现114.7帧/s的实时推理速度，说明该方法在检测精度、模型轻量化和边缘端部署效率之间取得了较好平衡。后续将进一步构建“感知—决策—执行”一体化光伏清洗作业系统，并扩展数据集规模和复杂场景覆盖范围，以提升模型的泛化能力和工程适用性。

从农业未来发展角度看，GOP-YOLO11n所体现的轻量化、多尺度和边缘端实时检测能力，具有向智能农业装备迁移应用的潜力。已有研究表明，YOLO系列模型已在果园目标检测、作物病虫害识别、茶叶嫩芽识别、畜禽行为监测等智能农业感知任务中得到应用，并表现出较好的实时检测能力和工程适应性。光伏板表面污渍与农田环境中的病斑、虫害、杂草、果实、叶片损伤等目标在视觉特征上具有一定相似性，均存在目标尺度小、边界不规则、背景干扰强和实时检测要求高等特点。因此，本文提出的GroupDC轻量化特征提取、P2高分辨率辅助融合、OptimizedDC多尺度增强和UP-Block局部聚合等设计思路，可为农业无人机作物长势监测、病虫害识别、杂草检测和精准变量喷洒提供技术借鉴。尤其是在丘陵山地、果园和分散地块等复杂农业场景中，轻量化视觉模型能够降低对机载算力的依赖，提高无人机在线识别和即时作业能力，有助于推动农业装备由“人工巡查、经验作业”向“实时感知、精准决策、按需执行”转变。

参　考　文　献

[1] Wan L, Zhao L, Xu W, et al. Dust deposition on the photovoltaic panel: a comprehensive survey on mechanisms, effects, mathematical modeling, cleaning methods, and monitoring systems [J]. Solar Energy, 2024, 268: 112300.

[2] 王银，高瑞泽，李茂环，等. 基于YOLOv5 LiteX算法的光伏组件缺陷检测[J]. 太阳能学报，2023，44(9)：101－108.
Wang Yin, Gao Ruize, Li Maohuan, et al. Defect detection of photovoltaic modules based on YOLOv5 LiteX algorithm [J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2023, 44(9): 101－108.

[3] 艾上美，周剑峰，张必朝，等. 基于改进SSD算法的光伏组件缺陷检测研究[J]. 智慧电力，2023，51(12)：53－58.
Ai Shangmei, Zhou Jianfeng, Zhang Bichao, et al. Defect detection of photovoltaic modules based on improved SSD algorithm [J]. Smart Power, 2023, 51(12): 53－58.

[4] 彭雪玲，林珊玲，林志贤，等. 改进的YOLOv5s太阳能电池片缺陷检测算法[J]. 液晶与显示，2024，39(2)：237－247.
Peng Xueling, Lin Shanling, Lin Zhixian, et al. Improved YOLOv5s defect detection algorithm for solar cells [J]. Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays, 2024, 39

(2): 237－247.

[5] 刘枭雄, 郑茜颖. 基于深度学习的光伏板缺陷分类定位算法研究[J]. 光电子技术, 2024, 44(1): 54－60.
Liu Xiaoxiong, Zheng Qianying. Research on photovoltaic panel defect classification and localization algorithm based on deep learning [J]. Optoelectronic Technology, 2024, 44(1): 54－60.

[6] Han H, Suh J. Detection of photovoltaic panel dust using drone shooting imagery and deep learning techniques [J]. Journal of the Korean Society of Mineral and Energy Resources Engineers, 2024, 61(1): 23－32.

[7] 崔建伟, 王月明. 基于改进YOLOv8的光伏组件缺陷检测研究[J]. 太阳能学报, 2025, 46(10): 189－196.
Cui Jianwei, Wang Yueming. Research on defect detection of photovoltaic modules based on improved YOLOv8 [J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2025, 46(10): 189－196.

[8] Michail A, Livera A, Tziolis G, et al. A comprehensive review of unmanned aerial vehicle-based approaches to support photovoltaic plant diagnosis [J]. Heliyon, 2024, 10(1).

[9] Xie C, Li Q, Yang Y, et al. Research on a photovoltaic panel dust detection algorithm based on 3D data generation [J]. Energies, 2024, 17(20): 5222.

[10] Liu L, Li Q, Liao X, et al. Bird droppings defects detection in photovoltaic modules based on CA-YOLOv5 [J]. Processes, 2024, 12(6): 1248.

[11] Alatwi A M, Albalawi H, Wadood A, et al. Deep learning-based dust detection on solar panels: a low-cost sustainable solution for increased solar power generation [J]. Sustainability, 2024, 16(19): 8664.

[12] Naeem U, Chadda K, Vahaji S, et al. Aerial imaging-based soiling detection system for solar photovoltaic panel cleanliness inspection [J]. Sensors, 2025, 25(3): 738.

[13] Khanam R, Asghar T, Hussain M. Comparative performance evaluation of YOLOv5, YOLOv8, and YOLOv11 for solar panel defect detection [C]// Solar, MDPI, 2025, 5(1): 6.

[14] Evstatiev B I, Trifonov D T, Gabrovska-Evstatieva K G, et al. PV module soiling detection using visible spectrum imaging and machine learning [J]. Energies, 2024, 17(20): 5238.

[15] Masita K, Hasan A, Shongwe T, et al. Deep learning in defects detection of PV modules: a review [J]. Solar Energy Advances, 2025, 5: 100090.

[16] Mittal P. A comprehensive survey of deep learning-based lightweight object detection models for edge devices [J]. Artificial Intelligence Review, 2024, 57(9): 242.

[17] Zhang J, Chen X, Wei H, et al. A lightweight network for photovoltaic cell defect detection in electroluminescence images based on neural architecture search and knowledge distillation [J]. Applied Energy, 2024, 355: 122184.

[18] Chen C, Chen Z, Li H, et al. Research on defect detection in lightweight photovoltaic cells using YOLOv8-FSD [J]. Sensors, 2025, 25(3): 843.

[19] Ge Y, Li Z, Meng L. YOLO-MSD: a robust industrial surface defect detection model via multi-scale feature fusion [J]. Applied Intelligence, 2025, 55: 840.

[20] Yuan J, Zhao L, Ye W, et al. MSFF-YOLO: A multi-scale feature fusion network for aero-engine blades surface defects detection [J]. Journal of Nondestructive Evaluation, 2026, 45(1): 30.

[21] Brydon Z, Lee K, Hassani A. An automated framework for drone-based solar panel soiling detection [C]// 2023 8th International Conference on Robotics and Automation Engineering (ICRAE), IEEE, 2023: 203－210.

[22] Ahmed S, Rashid H, Qadir Z, et al. Deep learning-based recognition and classification of soiled photovoltaic modules using HALCON software for solar cleaning robots [J]. Sensors, 2025, 25(5): 1295.

[23] Rahman A. Solar panel surface defect and dust detection: Deep learning approach [J]. Journal of Imaging, 2025, 11(9): 287.

[24] Fang M, Qian W, Qian T, et al. DGImNet: a deep learning model for photovoltaic soiling loss estimation [J]. Applied Energy, 2024, 376: 124335.

[25] Munira S, Ahshan R, Abid M S, et al. Solar panel dust detection using deep learning model [C]// 2024 IEEE Sustainable Power and Energy Conference, IEEE, 2024: 379－384.

[26] 孙守鑫, 孙一鸣, 张峰, 等. 基于无人机图像和MSA-TCN模型的山区烟株计数[J]. 农业工程学报, 2025, 41(21): 146－154.
Sun Shouxin, Sun Yiming, Zhang Feng, et al. Counting tobacco plants in mountainous areas based on UAV images and MSA-TCN model [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2025, 41(21): 146－154.

[27] Kotthapalli M, Ravipati D, Bhatia R. Yolov1 to Yolov11: a comprehensive survey of real-time object detection innovations and challenges [J]. arXiv preprint arXiv: 2508.02067, 2025.

[28] Lin T Y, Dollár P, Girshick R, et al. Feature pyramid networks for object detection [C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 2117－2125.

[29] Liu S, Huang D, Wang Y. Learning spatial fusion for single-shot object detection [J]. arXiv preprint arXiv: 1911.09516, 2019..

[30] Zhang S, Chi C, Yao Y, et al. Bridging the gap between

anchor-based and anchor-free detection via adaptive training sample selection [C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 9759－9768.

[31] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-net: convolutional networks for biomedical image segmentation [C]// International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention, Cham: Springer international publishing, 2015: 234－241.

[32] Wang J, Sun K, Cheng T, et al. Deep high-resolution representation learning for visual recognition [J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2020, 43(10): 3349－3364.

[33] 肖张娜, 罗陆锋, 陈明猷, 等. 基于改进YOLO-v4的果园环境下葡萄检测[J]. 智能化农业装备学报(中英文), 2023, 4(2): 35－43.
Xiao Zhangna, Luo Lufeng, Chen Mingyou, et al. Grape detection in orchard environment based on improved YOLO-v4 [J]. Journal of Intelligent Agricultural Equipment, 2023, 4(2): 35－43.

[34] 马盼, 杨子恒, 万虎, 等. 基于YOLOv8网络的棉蚜图像识别算法及软件系统设计[J]. 智能化农业装备学报(中英文), 2023, 4(3): 42－49.
Ma Pan, Yang Ziheng, Wan Hu, et al. Design of cotton aphid image recognition algorithm and software system based on YOLOv8 network [J]. Journal of Intelligent Agricultural Equipment, 2023, 4(3): 42－49.

[35] 魏堂伟, 张津诚, 王晶, 等. 基于改进YOLOv7的茶叶嫩芽识别模型研究[J]. 智能化农业装备学报(中英文), 2024, 5(2): 42－50.
Wei Tangwei, Zhang Jincheng, Wang Jing, et al. Research on tea bud recognition model based on improved YOLOv7 [J]. Journal of Intelligent Agricultural Equipment, 2024, 5(2): 42－50.

GOP-YOLO11n-Based lightweight multi-scale surface soiling detection method for photovoltaic cleaning UAVs

Zhao Lijun[1, 2], Hu Fansen[1], Dai Fancheng[1], Li Qiang[1, 2], Li Jian[3], Li Bin[1, 2*]

(1. *Chongqing University of Arts and Sciences*, *Chongqing* 402160, *China*; 2. *Chongqing Municipal Engineering Research Center for Intelligent Agricultural Machinery and Equipment in Hilly and Mountainous Areas*, *Chongqing* 402160, *China*; 3. *Chongjiang UAV Technology* (*Chongqing*) *Co.*, *Ltd.*, *Chongqing* 402160, *China*)

Abstract: To address the degradation of power generation efficiency caused by soiling accumulation in photovoltaic (PV) power plants, as well as the localization challenges faced by cleaning unmanned aerial vehicles (UAVs) due to limitations in edge computing power and complex background interference, this paper proposes an edge-computed cleaning UAV solution based on the Jetson Orin Nano platform. Within the YOLO11n framework, a lightweight photovoltaic panel soiling detection algorithm designated as GOP-YOLO11n is developed. By introducing GroupDC structure, the C3k2 modules in the backbone network undergo lightweight reconstruction, minimizing computational overhead while enhancing the feature representation of small targets against complex backgrounds. Furthermore, an OptimizedDC multi-scale feature extraction module is embedded into the feature fusion network to improve the perception of multi-scale targets, such as tiny bird droppings and elongated water stains. In the detection head, an upsampling and feature aggregation block (UP-Block) is implemented to strengthen multi-pixel pattern aggregation. For the experiments, a visible-light image dataset of PV panels captured by UAVs, yielding 4 190 valid imagespartitioned into training, validation, and test sets at an 8:1:1 ratio, with input resolution standardized to 960 pixels × 960 pixels. Under identical training and testing configurations, GOP-YOLO11n achieved a *Precision* of 91.1%, a *Recall* of 85.8%, a *mAP*@50 of 92.5%, and a *mAP*@50:0.95 of 76.8%, outperforming the baseline YOLO11n model by 2.9, 3.4, 1.8, and 4.4 percentage points , respectively. The model parameters were reduced from 2.582 M to 2.068 M, with a floating-point operation count of 6.7×10^9. Moreover, hardware deployment tests using TensorRT FP16 on the Jetson Orin Nano Super 8 G platform showed an inference speed of 114.7 f/s, a single-frame latency of 8.7 ms, and a GPU memory footprint of 1 685 MB. The results indicate that the proposed method effectively

reconciles the need for high-accuracy multi-scale soiling detection in complex scenes with the constraints of lightweight edge-side real-time inference, thereby providing robust visual perception support for soiling recognition, localized cleaning strategies, and the intelligent operation and maintenance (O&M) of PV cleaning UAVs.

Keywords: photovoltaic stain detection; GOP-YOLO11n; lightweight model; multi-scale feature fusion; edge deployment

Foundation items: 2025 Chongqing Graduate Scientific Research and Innovation Project (CYS25872); Yongchuan District "Unveiling the Commander" Project of Chongqing (2025yc-jbgs20005); 2025 Graduate Scientific Research and Innovation Project of Chongqing University of Arts and Sciences

First Author: Zhao Lijun, E-mail: 20190005@cqwu.edu.cn

*__Corresponding Author:__ Li Bin, E-mail: cncqlibin@163.com