doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.22.031

基于改进 YOLO v8n 的柑橘苗害虫轻量化检测方法

赵文锋[1]　颜伟胜[1]　桑　文[2,3]　罗梓涛[1]　黄家俊[1]　李　岩[2,3]

(1. 华南农业大学电子工程学院(人工智能学院), 广州 510642; 2. 华南农业大学植物保护学院, 广州 510642;
3. 华南农业大学生物防治教育部工程研究中心, 广州 510640)

摘要: 针对柑橘苗温室培育过程中常见的小目标害虫(如柑橘木虱、斜纹夜蛾、桔小实蝇)检测存在的特征提取困难、复杂环境下检测精度低,以及边缘化设备需高效实时检测等问题,本研究提出一种轻量化柑橘害虫识别模型 YOLO v8n - CPestCSR。在主干网络通过引入 CPNFocalNeXt 模块替换 C2f 结构,在保证检测精度的同时提升了计算效率,显著降低了模型内存占用量与参数量,为边缘设备部署提供轻量化基础;在颈部结构中采用 SimAM 注意力机制与 C2f 进行融合,通过无参数化设计进一步降低模型内存占用量与参数量;检测网络特征融合阶段引入 E - ReparamLKBlock 模块,通过在检测头额外堆叠 3 个该模块,强化了对柑橘害虫的关键特征捕捉与区分能力,有效提高模型对小目标害虫检测性能。试验结果表明,改进 YOLO v8n - CPestCSR 模型精确率、召回率和平均精度均值分别达 96.10%、93.33%、96.08%,相较于 YOLO v8n 分别提升 3.75、0.94、2.8 个百分点,模型内存占用量下降 8.1%,浮点运算量下降 9.9%;与 Faster R - CNN、YOLO v5s、SSD 模型相比,本模型平均精度均值分别提高 19.71、1.71、11.83 个百分点,并且模型参数量和复杂度较低。结果表明,YOLO v8n - CPestCSR 模型在提高柑橘害虫检测精度方面取得显著成效,且有利于部署到移动端。将模型部署至 Jetson Xavier NX 移动端平台,并进行推理加速。检测结果表明,YOLO v8n - CPestCSR 模型精确率、召回率以及检测速度均优于 YOLO v8n。最后,通过吸虫装置结合检测模型进行实地试验,验证了模型在实际应用的可行性和有效性,可有效支撑温室柑橘苗精准虫害预警与绿色防控,符合现代设施农业对高效、低耗害虫防治的实际需求。

关键词: 柑橘苗害虫; 目标检测; 轻量化

中图分类号: TP242.6　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2026)22-0359-10　　**OSID**:

Lightweight Detection Method for Citrus Seedling Pests Based on Improved YOLO v8n

Zhao Wenfeng[1]　Yan Weisheng[1]　Sang Wen[2,3]　Luo Zitao[1]　Huang Jiajun[1]　Li Yan[2,3]

(1. *College of Electronic Engineering* (*College of Artificial Intelligence*), *South China Agricultural University*, *Guangzhou* 510642, *China*
2. *College of Plant Protection*, *South China Agricultural University*, *Guangzhou* 510642, *China*
3. *Engineering Research Center for Biological Control*, *Ministry of Education*,
South China Agricultural University, *Guangzhou* 510640, *China*)

Abstract: Aiming to address the challenges of difficult feature extraction, low detection accuracy in complex environments, and the need for efficient real-time detection on edge devices for small-target pests (e.g., *Diaphorina citri*, *Spodoptera litura*, and *Bactrocera dorsalis*) commonly encountered during greenhouse citrus seedling cultivation, a lightweight citrus pest recognition method, YOLO v8n - CPestCSR was proposed. In the backbone network, the C2f structure was replaced with a CPNFocalNeXt module, which improved computational efficiency while maintaining detection accuracy, significantly reducing model weight and parameter count, thereby providing a lightweight foundation for edge device deployment. In the neck structure, the SimAM attention mechanism was integrated with C2f, further reducing model weight and parameter count through a parameter-free design. During the feature fusion stage of the detection network, an E - ReparamLKBlock module was introduced; by additionally stacking three such blocks in the detection head, the model's ability to capture and discriminate key features of citrus pests was enhanced, effectively improving small-target pest detection performance. Experimental

收稿日期: 2025-09-02　修回日期: 2025-10-18

基金项目: 国家重点研发计划项目(2023YFD1400700)

作者简介: 赵文锋(1979—),男,副教授,博士,主要从事农业机器人研究,E-mail: zwf555@scau.edu.cn

results showed that the improved YOLO v8n - CPestCSR model achieved a precision of 96.10%, a recall of 93.33%, and a mean average precision (mAP) of 96.08%, representing increases of 3.75, 0.94, and 2.8 percentage points over that of the baseline YOLO v8n, respectively. Meanwhile, model weight was reduced by 8.1% and floating point operations (FLOPs) was reduced by 9.9%. Compared with models such as Faster R - CNN, YOLO v5s, and SSD, the proposed model improved mAP by 19.71, 1.71, and 11.83 percentage points, respectively, while maintaining a lower parameter count and model complexity. These results demonstrated that the improved YOLO v8n - CPestCSR model achieved significant success in enhancing citrus pest detection accuracy and was favorable for mobile deployment. The model was deployed on a Jetson Xavier NX mobile platform with inference acceleration. Detection results confirmed that the improved YOLO v8n - CPestCSR outperformed YOLO v8n in precision, recall, and inference speed. Finally, field experiments combining a pest suction device with the detection model verified the feasibility and effectiveness of the algorithm in real-world applications, demonstrating its capacity to effectively support precise pest early warning and green pest management for greenhouse citrus seedlings, in line with the practical demands of modern protected agriculture for efficient, low-consumption pest control.

Key words: citrus seedling pests; target detection; lightweight

0 引言

柑橘在我国种植规模庞大,是许多地区农业经济的核心组成部分[1],柑橘苗温室培育承担着优质种苗繁育的关键任务,培育质量直接影响柑橘的产量与品质。然而,当前柑橘苗温室培育过程中,虫害防控正面临巨大挑战,柑橘木虱(*Diaphorina citri*)、斜纹夜蛾(*Spodoptera litura*)、桔小实蝇(*Bactrocera dorsalis*)等虫害频发,因其个体微小、活动隐蔽,传统人工巡查监测手段难以发现[2]。因此,针对柑橘苗温室场景,构建适应小目标、复杂环境的高效害虫检测与防控体系,已成为保障柑橘产业健康发展的迫切需求[3-4]。

近年来,随着计算机视觉与深度学习技术的快速发展,农业生产加速向智能化、现代化转型,张勤等[5]优化了 YOLO v3 网络架构,Hussain[6]改进了 YOLO v4 检测框架,文献[7-8]基于 YOLOv5 分别通过增强特征提取模块与剪枝压缩,实现了果园害虫识别精度提升与柑橘检测速度优化。

在国内外农业害虫检测领域,基于深度学习的目标检测技术已成为重要研究方向,但针对柑橘苗温室这一特殊场景的害虫检测仍存在场景适配性不足的问题。李凌等[9]提出了农业复杂场景害虫识别算法,尝试解决多目标、多背景下检测问题;杨信廷等[10]针对多源场景小目标害虫检测,提出了轻量化识别模型,为小目标检测提供了思路;Mallela 等[11]通过对比多种模型,验证了经典网络在农业害虫检测中适用性,Passias 等[12]提出了害虫诱捕器与深度学习结合的检测方案,为温室环境害虫监测提供了硬件与算法协同思路;Kuhanraja 等[13]强调了轻量化模型对边缘设备部署的重要性;Prakash 等[14]聚焦农作物害虫分类识别及智能补救措施,完善了检测系统应用闭环。

现有研究在农业害虫检测优化、轻量化和场景适配方面取得进展,但柑橘苗温室专用检测方法仍存技术空白。为此,针对柑橘苗温室培育场景中的柑橘木虱、斜纹夜蛾、桔小实蝇小目标害虫,本文提出一种轻量化、高效的害虫检测模型 YOLO v8n - CPestCSR,并部署于吸虫装置开展试验,以实现温室复杂环境精准、高效实时检测,为柑橘苗温室绿色防控提供技术支撑。

1 材料与方法

1.1 数据集建立

柑橘害虫图像使用 iPhone 13 Pro Max 型手机采集数据,分辨率为 4 032 像素 × 3 024 像素。室内数据集于华南农业大学植物保护学院柑橘害虫防治实验室标准光照下采集;室外数据集采自惠州市白花镇骏兴柑橘园及温室大棚,园内植被复杂,含杂草与间作作物,光照条件动态变化,包括正午强光、早晚斜射光及树冠阴影,且害虫受叶片重叠、枝条交错影响,目标局部不可见。为增强数据多样性、模型泛化能力及复杂环境识别效果,拍摄时采用顺光与逆光、多角度与距离变换,图像实例如图 1 所示。

针对小目标特征提取难、复杂环境检测精度低问题强化样本覆盖,参照小目标标准(像素占比小于 5%)[15-16],数据集包含柑橘木虱、斜纹夜蛾、桔小实蝇小目标样本 2 339 幅,并涵盖遮挡、光照干扰、背景干扰 3 类典型复杂场景。

使用 LabelImg 工具按 YOLO 格式标注柑橘害虫图像,生成含目标框位置、尺寸及类别信息的 txt 文件。数据集按比例 7∶1.5∶1.5 划分为训练集、验证集和测试

集，用于模型训练与评估，各子集图像数量见表 1。



图 1　柑橘苗害虫数据集图像实例

Fig. 1　Example of citrus seedling pest dataset images

表 1　柑橘害虫数据集

Tab. 1　Citrus pest dataset

害虫种类	训练集	验证集	测试集	合计
柑橘木虱	1 401	298	302	2 001
斜纹夜蛾	1 245	269	264	1 778
桔小实蝇	1 302	280	279	1 861

试验采用 Albumentations 库进行图像增强，通过随机旋转、裁剪、平移及亮度变换调整目标位置、方向和大小，并添加高斯噪声提升数据多样性与模型鲁棒性[17]，预处理方式如图 2 所示。

1.2　害虫目标检测方法

1.2.1　YOLO v8n 模型

YOLO v8n 属于单阶段（one-stage）目标检测算法，可实现图像分类、目标检测及实例分割等多种任务[18-19]。相对 YOLO 系列 SOTA 模型，YOLO v8n 参数量少并且精度较高，适用于柑橘害虫实时检测任务，故选取 YOLO v8n 作为基线模型。

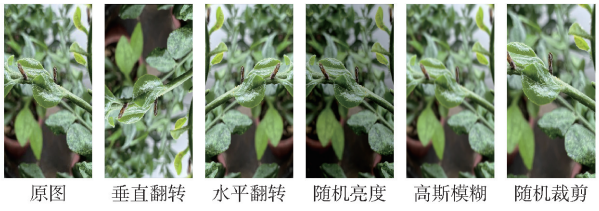


图 2　数据处理方法

Fig. 2　Diagram of data processing methods

1.2.2　YOLO v8n－CPestCSR 模型

为了解决柑橘害虫多尺度多特征而导致的准确率较低以及边缘设备快速检测实时需求，提出了改进模型 YOLO v8n－CPestCSR，并设计了以下核心模块：在主干网络通过引入 CPNFocalNeXt 模块替换 C2f 结构，在保证检测精确率的同时提升计算效率，显著降低模型权重与参数量，为边缘设备部署提供轻量化基础；在颈部结构中采用 SimAM 注意力机制与 C2f 进行融合，通过无参数化设计进一步降低模型权重与参数量；检测网络特征融合阶段引入 E－ReparamLKBlock 模块，通过在检测头额外堆叠 3 个该模块，强化对柑橘害虫关键特征捕捉与区分能力，有效提高模型对小目标害虫的检测性能。图 3 为 YOLO v8n－CPestCSR 模型。

针对柑橘苗温室场景下小目标害虫检测的核心问题：小目标特征易被复杂背景淹没、边缘设备实时性需求高，主干部分引用 CPNFocalNeXt 模块替换原 Bottleneck 的 C2f 部分。CPNFocalNeXt 模块结构如

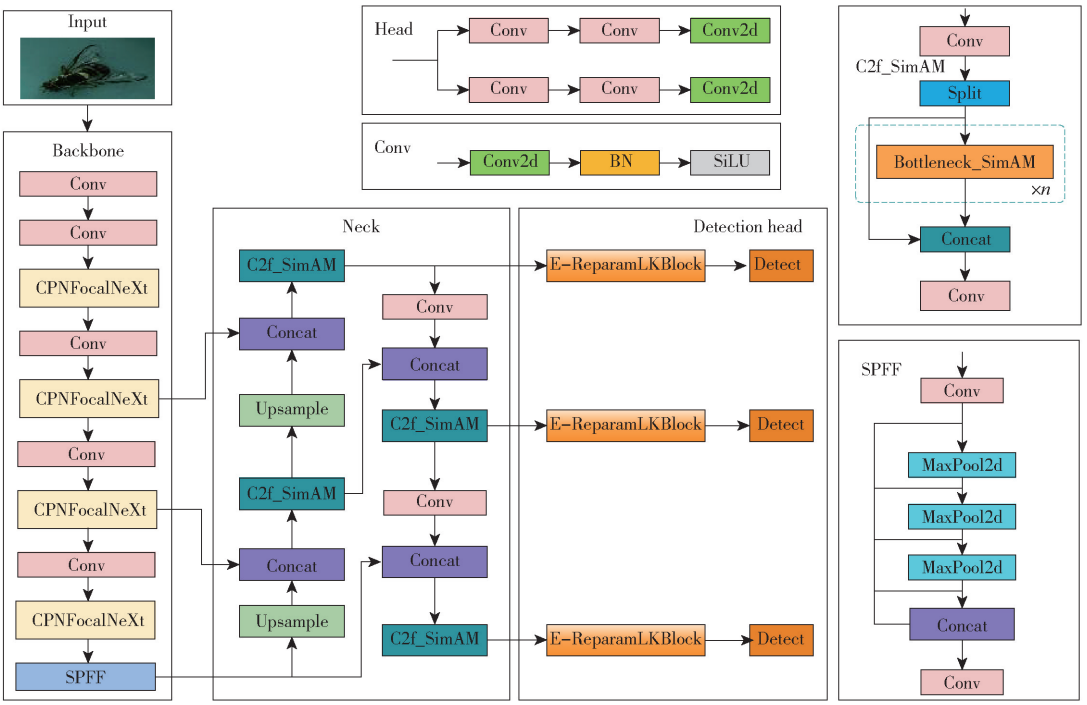


图 3　YOLO v8n－CPestCSR

Fig. 3　Overview of YOLO v8n－CPestCSR

图 4 所示。主干网络采用轻量级 CPNFocalNeXt 网络模块替换原 YOLO v8n 结构主干部分的 C2f 模块。其中输入特征首先经 1 ×1 卷积压缩为 2C 通道,随后拆分为 2 支:①直接传递以保留底层信息。②通过 n 个 FocalNeXtF 模块进行深度特征变换。每个 FocalNeXtF 模块包含 3 ×3 深度卷积和膨胀率 3 的 7 ×7 深度卷积,分别捕捉局部细节和大尺度上下文信息;通过层归一化(LayerNorms)和逐点卷积(PWConv)实现特征归一化和通道间交互;随机深度(DropPath)和层缩放(Layer Scale)则进一步提升模型鲁棒性和表达能力。2 支特征最终在通道维度拼接,经 1 ×1 卷积输出融合特征[20]。

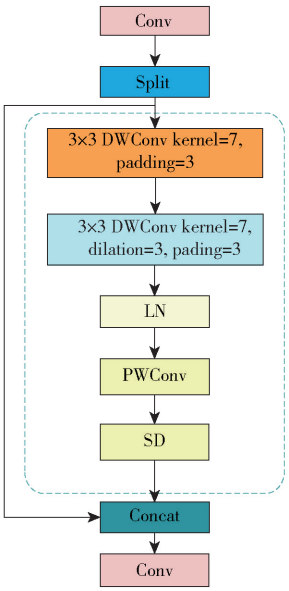


图 4 CPNFocalNeXt

Fig. 4 Overview of CPNFocalNeXt

CPNFocalNeXt 的优势在于参数量优化,DWConv 参数量 Y 为

$$Y = CK^2 + C^2 \tag{1}$$

而传统卷积参数量 Y' 为

$$Y' = C^2K^2 \tag{2}$$

式中 C——特征图通道数

K——卷积核边长

CPNFocalNeXt 采用 LayerNorms 改进型层归一化替代 BatchNorm 批归一化。LayerNorms 对小批量数据更鲁棒,动态调节能力更强,计算式为

$$\text{LayerNorms}(\boldsymbol{x}) = \gamma \frac{\boldsymbol{x} - \mu}{\sqrt{\sigma^2 + \varepsilon}} + \beta \tag{3}$$

式中 μ——通道维度均值

σ——通道维度方差

γ、β——可学习参数

$\boldsymbol{x}$——输入特征向量

ε——极小值,防止分母为 0

在 YOLO v8 原网络架构中,C2f 模块作为骨干网络的核心组件,将 C2f 模块替换为改进的 C2f_SimAM 模块。

C2f_SimAM 模块设计基于 SimAM(Simple and efficient attention module)机制[21-22],SimAM 是一种无需额外参数的轻量级注意力机制。柑橘害虫表现出形态、颜色以及纹理特征变化较大的特点。在图像中,相邻像素之间通常具有较强的相似性,而远距离像素之间相似性则较弱。SimAM 利用这一特性,通过计算特征图中每个像素与其相邻像素之间的相似性生成注意力权重。

SimAM 模块定义能量函数,即

$$e_t(\omega_t, b_t, y, x_i) = (y_t - \hat{y}_t)^2 + \frac{1}{M-1}\sum_{i=1}^{M-1}(y_o - x_i)^2 \tag{4}$$

式中 x_i——同一通道内其他神经元特征值

ω_t——线性变换权重

b_t——线性变换偏置

y——神经元标签值

y_t——目标神经元

y_o——其他神经元

M——通道上神经元数量

通过优化能量函数确定每个神经元,可得最优权重ω_t和b_t为

$$\omega_t = -\frac{2(t-\mu_t)}{(t-\mu_t)^2 + 2\sigma_t^2 + 2\lambda} \tag{5}$$

$$b_t = -\frac{1}{2}(t+\mu_t)\omega_t \tag{6}$$

式中 t——神经元特征值

σ_t——特征值标准差

μ_t——维度平均值

λ——正则化系数

整个 SimAM 计算流程过程可表示为

$$\hat{X} = \text{sigmoid}\left(\frac{1}{\boldsymbol{E}}\right) \odot X \tag{7}$$

式中 $\boldsymbol{E}$——所有神经元的能量汇总矩阵

$\hat{X}$——输入特征图

X——输出特征图

SimAM 模块如图 5 所示,通过式(7)计算得最终的输出特征图。

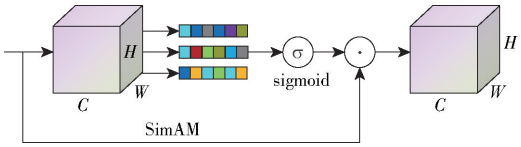


图 5 SimAM 模块

Fig. 5 SimAM model

C2f_SimAM 模块结构如图 6 所示,通过卷积层将输入特征映射至 2 倍隐藏通道数,沿通道维度分

2 部分：一部分直接传递，另一部分经多个嵌入 SimAM 机制的 Bottleneck_SimAM 模块处理，利用 SimAM 无参数特性实现特征动态筛选；最终将各分支特征拼接后，通过卷积层映射回目标通道数。该设计保留了 C2f 结构的高效特征融合能力，同时借助 SimAM 轻量化特性与通道拆分策略，在保持检测性能基本稳定的同时，显著降低了模块参数量与计算成本，实现模型轻量化优化，为边缘设备部署提供了轻量化支撑。

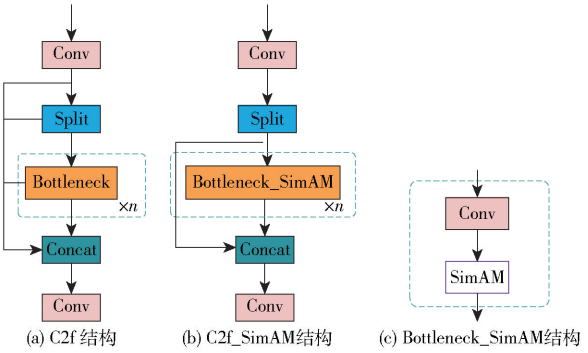


图 6　C2f、C2f_SimAM 和 Bottleneck_SimAM 结构

Fig. 6　Paradigm of C2f, C2f_SimAM, and Bottleneck_SimAM

在目标检测中特征金字塔网络多尺度特征融合能力对检测精度至关重要[23-25]。传统卷积捕捉大尺度上下文信息存在局限，重参数化大核卷积通过结构设计与参数融合，在不显著增加计算量前提下增强模型特征表达能力。在检测网络特征融合阶段引入 E－ReparamLKBlock（Enhanced reparameterized large kernel block）模块，集成方式为：在 YOLO v8n 原始检测头每个预测层的卷积分支末端，额外堆叠 3 个级联 E－ReparamLKBlock 模块。目标检测模型性能提升依赖特征提取能力与计算效率平衡，ReparamLKBlock 利用结构重参数化技术在推理阶段将多个小卷积合并为大卷积，实现感受野扩展同时控制计算复杂度，但原始设计中标准卷积存在参数量冗余问题。提出的 E－ReparamLKBlock 将核心组件替换为深度可分离卷积，进一步优化计算效率与特征表达能力，适用于资源受限的边缘计算场景。

如图 7 所示，E－ReparamLKBlock 通过 DSConv 将输入特征图分为 2 路：其中主分支直接传递至后续融合阶段，保留原始空间细节；变换分支部分通过进行大核卷积变换，增强语义信息。

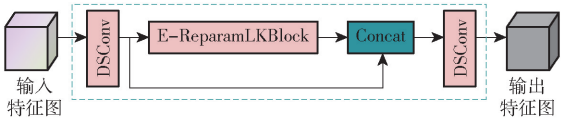


图 7　E－ReparamLKBlock 结构

Fig. 7　Paradigm of E－ReparamLKBlock

这种设计构建了细节语义特征互补结构，避免轻量化过程中关键信息丢失。该模块通过 3 个级联 E－ReparamLKBlock 实现多尺度特征增强：第 1 层处理高分辨率特征以强化小目标细节，第 2 层处理中等分辨率特征平衡目标定位与分类，第 3 层处理低分辨率特征增强大目标语义理解。引入 E－ReparamLKBlock 可强化特征全局建模性能，尤其在处理长距离依赖关系时，该模块能高效地捕捉细粒度上下文信息。对害虫分类检测任务至关重要：不同害虫种类区分往往依赖体型、颜色、触角、翅膀等特征差异，而 E－ReparamLKBlock 能够在光线多变、背景存在噪声的复杂场景中，增强对小目标及相似目标的辨别能力，进而有效提升害虫检测准确率。

1.3　试验平台与参数设置

在 64 位操作系统 Windows 下进行试验，PyCharm 作为程序编写的 IDE，服务器配置的中央处理器为 13th Gen Inter（R）Core（TM）i5－13600KF、搭载使用的 GPU 为 NVIDIA GeForceRTX4070，内存为 12 GB，开发环境为 PyTorch 2.4.1＋Python 3.8＋CUDA 11.8。

采用一致的环境与参数配置：输入图像尺寸设定为 640 像素×640 像素，优化器选用随机梯度下降（SGD），总迭代轮次设为 300，批处理大小为 16，初始学习率配置为 0.01。

1.4　评价指标

采用精确度、召回率、平均精度均值、浮点运算量作为评价指标。

2　试验结果与分析

2.1　消融试验

采用消融试验验证 CPNFocalNeXt 模块、C2f_SimAM 注意力机制模块以及检测头新增 E－ReparamLKBlock 在柑橘苗害虫识别效果，试验结果如表 2 所示。

由表 2 可知，加入 CPNFocalNeXt 模块后模型内存占用量由 6.2 MB 降至 5.2 MB、参数量减至 2.6×10^{6}、浮点运算量降至 7.0×10^{9}，在精确率保持基本不变的同时模型体量和计算量显著减小。试验 3 融入 C2f_SimAM 模块后，模型内存占用量和参数量较基线降低，体现了基于 SimAM 无参注意力机制的轻量化设计优势，但精确率、召回率及平均精度均出现下降。SimAM 作为无参注意力机制，通过计算特征图中每个像素与其相邻像素的相似性生成动态权重，旨在筛选显著特征通道并抑制冗余响应。然而，在柑橘苗害虫检测任务中，小目标害虫像素占比较小，易被背景或大尺度目标的强特征掩盖。此时，仅加入 C2f_SimAM 模块时，动态筛选可能过度抑制小

表 2 消融试验结果

Tab. 2 Results of ablation experiments

序号	CPNFocalNeXt	C2f_SimAM	E－ReparamLKBlock	精确率/%	召回率/%	平均精度均值/%	模型内存占用量/MB	参数量	浮点运算量
1	×	×	×	92.35	92.39	93.28	6.2	3.0×10^6	8.1×10^9
2	√	×	×	92.94	92.88	93.37	5.2	2.6×10^6	7.0×10^9
3	×	√	×	91.10	90.76	91.30	5.5	2.8×10^6	7.6×10^9
4	×	×	√	94.30	92.87	94.31	6.5	3.2×10^6	8.0×10^9
5	√	√	×	91.12	92.33	93.01	4.8	2.4×10^6	6.5×10^9
6	√	×	√	95.60	92.93	95.62	6.0	3.0×10^6	7.8×10^9
7	×	√	√	96.13	93.26	96.05	6.3	3.2×10^6	8.4×10^9
8	√	√	√	96.10	93.33	96.08	5.7	2.8×10^6	7.3×10^9

注：√表示使用此方法；×表示未使用此方法。

目标对应通道的权重，导致关键特征提取能力下降。试验 4 添加 E－ReparamLKBlock 模块后精确率、召回率和 mAP 升至 94.30%、92.87% 和 94.31%，但模型内存占用量和参数量增加，体现对特征提取能力的强化。

试验 5 同时应用 CPNFocalNeXt 和 C2f_SimAM 模块，模型内存占用量降至 4.8 MB、参数量减至 2.4×10^6，实现模型轻量化。试验 6 结合 CPNFocalNeXt 和 E－ReparamLKBlock 模块，精确率达 95.60%、平均精度均值为 95.62%，模型内存占用量和浮点运算量控制在合理范围，显示模块组合协同效应。试验 7 集成 C2f_SimAM 和 E－ReparamLKBlock 模块时，精确率和平均精度均值分别升至 96.13% 和 96.05%，但模型内存占用量和参数量增加，表明特征融合能力增强但模型复杂度略微上升。

试验 8 同时应用 3 种模块后平均精度均值达 96.08%，模型内存占用量 5.7 MB、参数量 2.8×10^6、浮点运算量降至 7.3×10^9，在保持高精度的同时模型效率较部分组合试验更优，充分验证多模块协同优化的有效性。

2.2 其他轻量模块性能试验

在基础模型 YOLO v8n 上，保持其他参数一致的情况下，替换主干网络并对训练结果进行对比，结果如表 3 所示。

由表 3 可知，CPNFocalNeXt 方法精确率达 92.94%、召回率 92.88%、平均精度均值为 93.37%。相较于 C2f_ConvNeXtv2[26]，精确率提升 3.42 个百分点、召回率提高 8.73 个百分点、平均精度均值提升 5.46 个百分点；较 C2f_Biformer[27]，分别高 3.77、9.09、6.16 个百分点；与 C2f－HGNetv2[28] 相比，在保持高召回率的同时精度优势显著。这种高精度与高召回的平衡使其能更精准识别目标，减少漏检误检，在复杂环境物体检测及高精度要求任务中均能稳定输出可靠结果。CPNFocalNeXt 在轻量化方面表现突出，模型内存占用量仅 5.2 MB、浮点运算量为 7.0×10^9，较 C2f_ConvNeXtv2 和 C2f_Biformer，在更高检测精度下实现模型体积与计算量双降；较 C2f－HGNetv2 轻量化优势更显著，大幅降低计算量使其适用于嵌入式系统、移动终端等计算资源有限设备，可减少推理时间、提升实时检测效率，且各项指标均远优于 Mobilenetv4。综合来看，该方法在精确率、召回率、平均精度均值、模型内存占用量和浮点运算量间实现最佳平衡。

表 3 同轻量化特征提取主干网络对比

Tab. 3 Compared with lightweight feature extraction backbone network

主干网络	精确率/%	召回率/%	平均精度均值/%	模型内存占用量/MB	浮点运算量
CPNFocalNeXt	92.94	92.88	93.37	5.2	7.00×10^9
C2f_ConvNeXtv2	89.52	84.15	87.91	5.5	7.40×10^9
C2f_Biformer	89.17	83.79	87.21	5.9	8.00×10^9
C2f－HGNetv2	91.65	90.90	92.93	8.1	1.13×10^{10}
ChostHGNetV2	83.24	82.22	83.10	4.9	6.80×10^9
Mobilenetv4	79.72	63.52	71.38	11.7	2.11×10^{10}

2.3 模型特征可视化

热力图通过色彩梯度可视化模型注意力权重，其中红色区域表示高关注度区域，即模型认为预测最重要的部分；绿色区域表示中关注度区域，即与目标相关但非核心；蓝色区域表示低关注度区域，即为背景或者无关部分。选取测试集 3 幅图像对比 YOLO v8n－CPestCSR 与 YOLO v8n 热力图(图 8)。由图 8 可知改进模型对柑橘害虫特征识别效果更优。

2.4 检测模型性能试验

将 YOLO v8n－CPestCSR 模型与主流目标检测网络模型进行对比，试验结果如表 4 所示。由表 4 可知，YOLO v8n－CPestCSR 精确率高于大多模型，

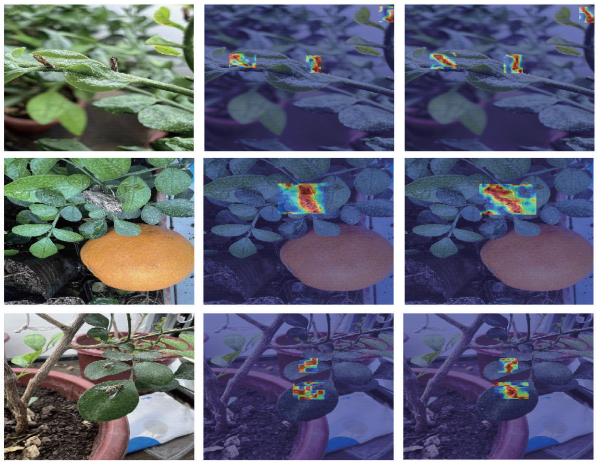


图 8　热力图效果

Fig. 8　Heat map effect

表 4　不同模型柑橘害虫检测结果

Tab. 4　Citrus pest detection results among different models

模型	精确率/%	召回率/%	平均精度均值/%	模型内存占用量/MB
YOLO v8n－CPestCSR	96. 10	93. 33	96. 08	5. 70
SSD	92. 10	74. 35	84. 25	88. 90
Faster R－CNN	45. 50	86. 49	76. 37	107. 19
YOLO v5s	94. 12	93. 58	94. 37	9. 11
YOLO v5n	90. 30	88. 96	90. 50	3. 90
YOLO v8s	96. 77	94. 28	96. 91	21. 06
YOLO v8n	92. 35	92. 39	93. 28	6. 20
YOLO v10s	92. 20	94. 27	96. 29	15. 70
YOLO v10n	90. 12	91. 25	90. 12	6. 48
YOLO 11s	92. 88	89. 05	92. 99	18. 30
YOLO 11n	91. 33	86. 90	90. 20	5. 20
YOLO v12s	96. 82	93. 22	96. 21	19. 70
YOLO v12n	91. 15	89. 11	90. 05	6. 60

且平均精度均值分别比 One－stage 检测模型 SSD、YOLO v5s、YOLO v5n、YOLO v8n、YOLO v10n、YOLO 11s、YOLO 11n[29]、YOLO v12n 分别高 11. 83、1. 71、5. 58、2. 8、5. 96、3. 09、5. 88、6. 03 个百分点；与 YOLO v10s 相比，平均精度均值虽低 0. 21 个百分点，但模型内存占用量减小10. 0 MB。同时，模型内存占用量相较于 SSD[30]、YOLO v5s、YOLO v8n、YOLO v10s、YOLO 11s 分别减小 83. 2、3. 41、0. 5、10. 0、12. 6 MB。在 Two－stage 模型对比中，YOLO v8n－CPestCSR 平均精度均值比 Faster R－CNN[31] 高 19. 71 个百分点，模型内存占用量减小 101. 49 MB。此外，其召回率达 93. 33%，在保证高精度的同时，模型内存占用量仅 5. 7 MB，显著低于多数 One－stage 模型。

综合平均检测精度、召回率与模型权重，改进 YOLO v8n－CPestCSR 在目标检测任务中兼具高性能与轻量级优势，相较于其他主流网络，更适合部署在边缘化设备上。

2. 5　检测效果

为进一步验证 YOLO v8n－CPestCSR 在实际复杂环境下的检测能力，在试验地中采集若干个柑橘苗害虫目标样点图像进行模型测试，改进前后模型对柑橘害虫的检测结果如图 9 所示。

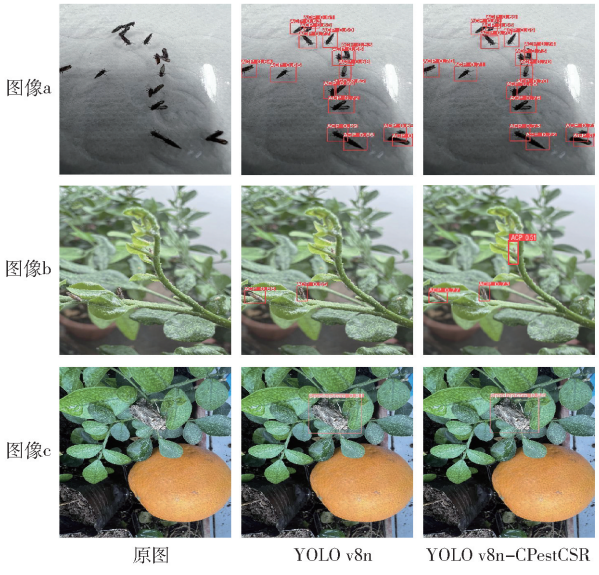


图 9　改进前后模型检测柑橘苗害虫效果

Fig. 9　Effect of model on detection of citrus pests before and after improved

由图 9 中图像 a 和图像 c 可知，YOLO v8n－CPestCSR 检测效果整体表现优于 YOLO v8n，由图 9 中图像 b 可知，YOLO v8n 在处理多个目标存在遮挡的柑橘害虫时存在遗漏。YOLO v8n－CPestCSR 相较于原模型在多目标数据时，存在较少目标漏检。

2. 6　嵌入式系统部署与吸虫试验验证

2. 6. 1　嵌入式系统部署

将 YOLO v8n－CPestCSR 轻量化算法部署于 NVIDIA Jetson Xavier NX 平台，结合 RealSense D435i 型深度相机。采用 TensorRT 推理引擎将 PyTorch 训练的 . pt 模型转换为 . onnx 中间表示，再通过 trtexec 工具生成 . engine 引擎，通过合并卷积、BN 层与激活层减少数据传输开销并提升并行度，显著降低推理延迟，增强边缘设备实时处理能力[32－34]。

试验结果如表 5 所示，加速前后 YOLO v8n－CPestCSR 模型推理速度较 YOLO v8n 提升 2. 53、9. 02 f/s，加速后达 38. 12 f/s，提升 3. 37 倍。结果表明，改进 YOLO v8n－CPestCSR 在移动端部署效果与性能均优于 YOLO v8n，检测速度更快，展现出良好的移动端应用前景，可为柑橘苗温室小目标害虫智能检测及病虫害防治装备研发提供技术支撑。

表 5 模型部署推理速度对比

Tab. 5 Comparison of model deployment inference speeds

模型	精确率/%	召回率/%	模型加速	速度/(f·s^{-1})
YOLO v8	91.24	90.33	否	8.78
	89.38	90.19	是	29.10
YOLO v8n - CPestCSR	95.15	94.33	否	11.31
	94.66	93.75	是	38.12

2.6.2 吸虫试验验证

吸虫试验采用以 STM32F103C8T6 单片机为核心的吸虫控制模块,通过 UART 与 Jetson Xavier NX 实时通信,基于实时检测反馈的目标距离数据 Distance_3d,采用分级策略动态调节吸虫器功率。当小目标害虫距离为 100 ~ 120 cm 时,输出 90% ~ 100% PWM 信号,驱动吸虫器以最大功率运行;当距离为 50 ~ 100 cm 时,功率调整为 60% ~ 90%;当距离小于 50 cm 时,维持 30% ~ 60% 的低功率状态,以避免近距离强吸力导致农作物损伤。

试验在培育柑橘苗的温室中开展,农业机器人搭载吸虫装置与深度相机采用视觉检测与导航协同的运行模式,沿柑橘苗行自主巡航时,深度相机会实时采集害虫高发区域的图像;图像传入车载计算单元后,由 YOLO v8n - CPestCSR 完成实时检测,识别到目标害虫时,结合深度信息计算其三维空间位置,从而精准定位害虫在叶片或枝条上具体栖息点。基于三维定位结果(Distance_3d),系统控制吸虫器,通过负压泵产生气流将害虫吸入收集盒;单次吸虫操作完成后,机器人随即移动至下一处检测点,形成持续循环的吸虫作业流程。

农业机器人以速度 0.1 m/s 沿固定路线行驶,设置若干棵作物植株均匀放置柑橘木虱、斜纹夜蛾、桔小实蝇各 20 只,总计 60 只害虫样本作为检测目标,试验场地位于华南农业大学植物保护学院长岗山柑橘苗培育温室,试验装置和场地如图 10 所示。



图 10 试验装置和场地

Fig. 10 Experimental setup and site

试验采用对比测试方式,采用 YOLO v8n 模型与 YOLO v8n - CPestCSR 模型进行小目标害虫检测。在吸虫控制效果方面,部署不同模型吸虫器完成固定路线后捕获害虫数量占检测数量的比例,每组试验重复进行 3 次取平均值以降低随机误差,由此得到总吸捕率。

试验结果如表 6 所示,YOLO v8n - CPestCSR 模型总吸捕率相较于 YOLO v8n 提升 10.5 个百分点,其中斜纹夜蛾吸捕率提升 11.2 个百分点,柑橘木虱吸捕率提升 8.7 个百分点,桔小实蝇吸捕率提升 10.9 个百分点,体现出改进模型在不同害虫检测与吸虫控制上的显著优势,验证了该模型在实际用于生产中的可行性和有效性,符合实际生产场景中对高效害虫防治的需求。

表 6 不同模型下吸虫试验结果

Tab. 6 Experimental results of flukes under different models %

模型	斜纹夜蛾吸补率	柑橘木虱吸补率	桔小实蝇吸补率	总吸补率
YOLO v8n	64.3	60.5	67.2	64.0
YOLO v8n - CPestCSR	75.5	69.2	78.1	74.5

3 结论

(1)建立了包含柑橘木虱、斜纹夜蛾和桔小实蝇 3 种常见的柑橘害虫图像数据集,通过多种数据增强技术方法,提高模型泛化能力。

(2)提出 YOLO v8n - CPestCSR 模型,在保持高检测性能的同时,实现了轻量化设计。试验结果表明,YOLO v8n - CPestCSR 模型相较于 YOLO v8n 模型,精确率、召回率及平均精度均值分别提升 3.75、0.94、2.8 个百分点。同时,模型内存占用量减少 8.1%,浮点运算量下降 9.9%;显著降低了硬件资源需求,满足嵌入式部署需求。

(3)通过与主流检测模型进行对比,验证改进模型在不同复杂相似背景下中小目标检测中的优越性。在边缘设备部署中,YOLO v8n - CPestCSR 模型权重低于主流模型,且平均精度均值提升最多达 19.71 个百分点,充分展现该模型实用价值。

(4)YOLO v8n - CPestCSR 模型在边缘计算设备 Jetson Xavier NX 上完成了部署与加速测试,加速前后检测帧率分别达 11.31、38.12 f/s,且部署性能优于 YOLO v8n 模型,可有效满足病虫害智能防治装备轻便部署要求。

(5)基于 YOLO v8n - CPestCSR 的轻量化算法在以 STM32F103C8T6 为核心的吸虫装置嵌入式系统实现了高效的害虫检测与动态吸虫控制。基于 D435i 型深度相机获取距离感知数据,驱动吸虫器按距离分级调节功率,YOLO v8n - CPestCSR 整体吸虫吸捕率相较于 YOLO v8n 高 10.5 个百分点,且在速度 0.1 m/s 动态移动场景下仍保持稳定性能。

参 考 文 献

[1] 李玉萍,叶露,梁伟红,等. 我国柑橘类“一村一品”发展现状及对策研究[J]. 中国南方果树, 2025, 54(5): 205 - 210,217.

[2] 贾心语. 基于深度学习的柑橘害虫识别方法研究[D]. 雅安:四川农业大学,2024.
Jia Xinyu. Research on citrus pest recognition method based on deep learning[D]. Yaan: Sichuan Agricultural University, 2024. (in Chinese)

[3] 刘天傲. 防虫网墙对柑橘主要害虫防控效果及经济效益研究[D]. 重庆:西南大学,2024.
Liu Tianao. Research on the control effect and economic benefits of anti-insect net wall for major citrus pests[D]. Chongqing: Southwest University, 2024. (in Chinese)

[4] 高荣良. 人工智能技术在现代农业机械中的应用研究[J]. 现代农机,2024(3):121 - 124.
Gao Rongliang. Research on the application of artificial intelligence technology in modern agricultural machiner[J]. Modern Agricultural Machinery, 2024(3): 121 - 124. (in Chinese)

[5] 张勤,王家辉,李彬. 基于 YOLO v3 目标检测的秧苗列中心线提取方法[J]. 农业机械学报,2020,51(8):34 - 43.
Zhang Qin, Wang Jiahui, Li Bin. Extraction method for centerlines of rice seedings based on YOLO v3 target detection[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2020,51(8):34 - 43. (in Chinese)

[6] Hussain M. YOLO - v1 to YOLO - v8, the rise of YOLO and its complementary nature toward digital manufacturing and industrial defect detection[J]. Machines, 2023,11(7):677.

[7] 宋绍剑,贾明瑞,李刚. 基于 YOLOv5s - Lite 的柑橘害虫识别加速器设计与实现[J]. 小型微型计算机系统,2025,46(7): 1674 - 1683.
Song Shaojian, Jia Mingrui, Li Gang. Design and implementation of an accelerator for citrus pest recognition based on YOLOv5s - Lite[J]. Journal of Chinese Computer Systems,2025, 46(7): 1674 - 1683. (in Chinese)

[8] 高新阳,魏晟,温志庆,等. 改进 YOLOv5 轻量级网络的柑橘检测方法[J]. 计算机工程与应用,2023,59(11):212 - 221.
Gao Xinyang, Wei Sheng, Wen Zhiqing, et al. Improved YOLOv5 lightweight network-based citrus detection method[J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(11): 212 - 221. (in Chinese)

[9] 李凌,朱健文,杨欢. 基于 YOLOv8 改进的农业复杂场景害虫识别算法[J]. 软件导刊,2026,25(3):195 - 203.
Li Ling, Zhu Jianwen, Yang Huan. Improved pest recognition algorithm for complex agricultural scenarios based on YOLOv8[J]. Software Guide, 2026,25(3):195 - 203. (in Chinese)

[10] 杨信廷,胡焕,陈晓,等. 多源场景下粘虫板小目标害虫轻量化检测识别模型[J]. 智慧农业,2025,7(1):111 - 123.
Yang Xinting, Hu Huan, Chen Xiao, et al. Lightweight detection and recognition model for small-target pests on sticky traps in multi-source scenarios[J]. Smart Agriculture, 2025, 7(1): 111 - 123. (in Chinese)

[11] Mallela R L, Kamepalli S, Guttula S N S, et al. Comparative analysis of lenet, resnet, and InceptionV3 models for pest detection in agriculture[C]// 2025 1st International Conference on AIML-Applications for Engineering & Technology (ICAET). IEEE, 2025: 1 - 6.

[12] Passias A, Tsakalos K A, Rigogiannis N, et al. Insect pest trap development and DL-based pest detection: a comprehensive review[J]. IEEE Transactions on AgriFood Electronics, 2024,2(2): 323 - 334.

[13] Kuhanraja A R, Ramkumar P, Balaji S. A preventive environment for pest over the crops using simplified network architecture[C]//2025 4th International Conference on Sentiment Analysis and Deep Learning (ICSADL). IEEE, 2025:325 - 330.

[14] Prakash M G, Sungeetha D. Categorization and recognition of pest in crops and remedial action for smart agriculture[C]//2024 8th International Conference on Electronics, Communication and Aerospace Technology (ICECA). IEEE, 2024: 856 - 859.

[15] 张小艾,乔红波,席磊,等. 基于改进 YOLOv8 的大田农作物害虫小目标检测方法[J]. 农业工程学报,2025,41(13): 225 - 233.
Zhang Xiaoai, Qiao Hongbo, Xi Lei, et al. A small-target detection method for field crop pests based on improved YOLOv8[J]. Transactions of the CSAE, 2025, 41(13): 225 - 233. (in Chinese)

[16] Chen C,Liu M Y,Tuzel O,et al. R - CNN for small object detection[C]//Springer Nature Link, Cham,2016:214 - 230.

[17] 李善军,梁千月,余勇华,等. 柑橘木虱 YOLO v8 - MC 识别算法与虫情远程监测系统研究[J]. 农业机械学报,2024, 55(6):210 - 218.
Li Shanjun,Liang Qianyue,Yu Yonghua,et al. Research on Asian citrus psyllid YOLO v8 - MC recognition algorithm and insect remote monitoring system[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2024,55(6):210 - 218. (in Chinese)

[18] 黄福珍,王天赐. 基于轻量化 GCP - YOLOv8s 的绝缘子缺陷检测[J]. 激光与光电子学进展, 2025, 62(2): 0212004.
Huang Fuzhen, Wang Tianci. Insulator defect detection based on lightweight GCP - YOLOv8s[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2025, 62(2): 0212004. (in Chinese)

[19] Sun R. A deep learning-based crop pest and disease recognition system for farmland in Xinjiang[C]//2024 6th International Conference on Internet of Things, Automation and Artificial Intelligence (IoTAAI). IEEE, 2024: 359 - 362.

[20] 李畅. 基于改进 CFNET 算法的红外目标跟踪[D]. 天津:河北工业大学,2021.
Li Chang. Infrared target tracking based on improved CFNET algorithm[D]. Tianjin: Hebei University of Technology, 2021. (in Chinese)

[21] Yang L, Zhang R Y, Li L L, et al. SimAM: a simple, parameter-free attention module for convolutional neural networks[C]// Proc. of the 38th International Conference on Machine Learning, PML, 2021: 11863 - 11874.

[22] Ding X, Zhang X, Han J, et al. Scaling up your kernels to 31 ×31: revisiting large kernel design in cnns[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2022: 11963 - 11975.

[23] 施宇, 王乐, 姚叶鹏. 基于强化特征金字塔和聚焦损失的小目标检测[J]. 计算机科学与探索, 2024, 5(20): 1 - 12.
Shi Yu, Wang Le, Yao Yepeng. Small target detection based on reinforced feature pyramid and focal loss[J]. Exploration of Computer Science, 2024, 5(20): 1 - 12. (in Chinese)

[24] 陶雪峰, 程兰芳, 吴琼, 等. 基于特征金字塔的电网微小缺陷深度识别技术研究[J]. 电气技术与经济, 2025(2): 7 - 9.
Tao Xuefeng, Cheng Lanfang, Wu Qiong, et al. Research on deep recognition technology of tiny defects in power grid based on feature pyramid[J]. Electrical Technology and Economy, 2025(2): 7 - 9. (in Chinese)

[25] 陈红, 闫建国, 杨华, 等. 基于结构重参数化的深度可分离卷积神经网络[J]. 北京航空航天大学学报, 2026, 52(6): 2145 - 2155.
Chen Hong, Yan Jianguo, Yang Hua, et al. Deep separable convolutional neural network based on structural reparameterization[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2026, 52(6): 2145 - 2155. (in Chinese)

[26] 张鹏程, 余勇华, 陈传武, 等. 基于改进 MobileNetV2 的柑橘害虫分类识别方法[J]. 华中农业大学学报, 2023, 42(3): 161 - 168.
Zhang Pengcheng, Yu Yonghua, Chen Chuanwu, et al. Classification and recognition method of citrus pests based on improved MobileNetV2[J]. Journal of Huazhong Agricultural University, 2023, 42(3): 161 - 168. (in Chinese)

[27] 夏少芳, 李朝霞, 曹博言, 等. 基于 BiFormer 机制改进的 YOLOv5 番茄目标检测与应用[J]. 邢台学院学报, 2025, 40(2): 106 - 115.
Xia Shaofang, Li Zhaoxia, Cao Boyan, et al. Tomato target detection and application based on improved YOLOv5 with BiFormer mechanism[J]. Journal of Xingtai University, 2025, 40(2): 106 - 115. (in Chinese)

[28] 张航, 周毅, 邱宇峰. 融合 HGnetv2 和注意力机制的钢材表面缺陷检测方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2025, 39(1): 36 - 49.
Zhang Hang, Zhou Yi, Qiu Yufeng. Steel surface defect detection method combining HGnetv2 and attention mechanism[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2025, 39(1): 36 - 49. (in Chinese)

[29] 丁倩, 陶为戈, 孙志刚. 改进 YOLOv11 的轻量型建筑表面裂缝检测算法[J]. 计算机测量与控制, 2025, 33(5): 97 - 105.
Ding Qian, Tao Weige, Sun Zhigang. Lightweight building surface crack detection algorithm based on improved YOLOv11[J]. Computer Measurement and Control, 2025, 33(5): 97 - 105. (in Chinese)

[30] 徐先峰, 赵万福, 邹浩泉, 等. 基于 MobileNet - SSD 的安全帽佩戴检测算法[J]. 计算机工程, 2021, 47(10): 298 - 305, 313.
Xu Xianfeng, Zhao Wanfu, Zou Haoquan, et al. Safety helmet wearing detection algorithm based on MobileNet - SSD[J]. Computer Engineering, 2021, 47(10): 298 - 305, 313. (in Chinese)

[31] 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.

[32] 王法安, 何忠平, 张兆国, 等. 基于 PN - YOLO v8s - Pruned 的轻量化三七收获目标检测方法[J]. 农业机械学报, 2024, 55(11): 171 - 183.
Wang Faan, He Zhongping, Zhang Zhaoguo, et al. Lightweight object detection method for *Panax notoginseng* based on PN - YOLO v8s - Pruned[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(11): 171 - 183. (in Chinese)

[33] 任晶秋, 万恩晗, 单蜜, 等. 基于改进 YOLO v8n 网络的番茄成熟度实时检测算法[J]. 农业机械学报, 2025, 56(3): 374 - 382, 450.
Ren Jingqiu, Wan Enhan, Shan Mi, et al. Improved YOLO v8n network for real-time detection of tomato maturity[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(3): 374 - 382, 450. (in Chinese)

[34] 曾志雄, 黄迎辉, 林锴, 等. 基于 GSD - YOLO 的复杂场景仔猪检测和计数方法[J]. 农业机械学报, 2025, 56(6): 247 - 257.
Zeng Zhixiong, Huang Yinghui, Lin Kai, et al. Advanced piglet detection and counting in complex scenarios using GSD - YOLO architecture[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(6): 247 - 257. (in Chinese)