doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.11.043

基于改进 YOLO v12 的无人机视角下冰雹灾后香梨落果检测方法

张　奕[1]　朱雅丽[2]　高　健[2]　张景路[2]　宁纪锋[1,3]　张绘芳[2]

(1. 西北农林科技大学信息工程学院, 陕西杨凌 712100; 2. 新疆维吾尔自治区林业科学院资源信息研究所, 乌鲁木齐 830000;
3. 陕西省农业信息智能感知与分析工程技术研究中心, 陕西杨凌 712100)

摘要: 准确检测灾后落果的数量和分布信息,对林果灾后快速定损具有重要意义。针对非结构化果园环境,无人机获取的航拍图像中香梨果实颜色与果叶相似,易受地面杂物遮挡等问题,本研究提出一种基于改进 YOLO v12 的灾后香梨落果检测方法。以 YOLO v12 模型为基础,在特征提取层嵌入 CA(Coordinate attention)注意力模块,增强模型对小尺度落果目标的特征提取能力;在颈部网络中采用双向加权特征金字塔(BiFPN)结构,通过跨尺度特征双向融合与自适应权重分配,优化低层高分辨率特征对小目标的表征能力,缓解香梨果实因分辨率不足导致的漏检问题;最后,引入 ShapeIoU 损失函数,动态调整特征权重,提升对形状不规则香梨落果的边界回归准确性。试验结果表明,改进后的 YOLO v12 在香梨落果数据集上的平均精度均值(mAP@0.5)、精确度和召回率分别达到 94.9%、88.8% 和 87.6%,均优于 YOLO v7 - tiny、YOLO v8n、YOLO v9s、YOLO v10n、YOLO 11n 和 YOLO v12n 模型。研究结果表明,改进后的 YOLO v12 模型对冰雹灾后落果香梨具有更优的检测性能,在复杂果园环境下能够精准识别密集、小尺寸及部分遮挡的落果目标,为复杂环境下香梨的灾后损失评估提供技术支持。

关键词: 香梨; YOLO v12; 落果检测; 冰雹灾害; CA 注意力机制

中图分类号: S24; TP391.41　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2025)11-0453-08　　**OSID**:

Detection of Hail-damaged Fallen Fragrant Pears from UAV Viewpoint Based on Improved YOLO v12

ZHANG Yan[1]　ZHU Yali[2]　GAO Jian[2]　ZHANG Jinglu[2]　NING Jifeng[1,3]　ZHANG Huifang[2]

(1. *College of Information Engineering*, *Northwest A&F University*, *Yangling*, *Shaanxi* 712100, *China*
2. *Institute of Resource and Information*, *Xinjiang Academy of Forestry Science*, *Urumqi* 830000, *China*
3. *Shaanxi Engineering Research Center of Agricultural Information Intelligent Perception and Analysis*, *Yangling*, *Shaanxi* 712100, *China*)

Abstract: Accurate detection of quantity and distribution information of fallen fruits after disasters is of great significance for the rapid assessment of agricultural fruit insurance. In view of the unstructured orchard environment, the aerial images obtained by the UAV showed that the pear fruit target was small, the color was similar to the fruit leaves, and it was easy to be blocked by ground debris, thus a detection method was proposed based on improved YOLO v12 model. Building on the YOLO v12 model, a coordinate attention (CA) attention module was embedded in the feature extraction layer to enhance the model's capability to extract features of small-scale fallen fruit targets. A bidirectional weighted feature pyramid (BiFPN) structure was employed in the neck network to optimize the representation ability of low-layer high-resolution features for small targets through cross-scale feature bidirectional fusion and adaptive weight distribution, alleviating the problem of missed detection of pear fruits due to insufficient resolution. Finally, the ShapeIoU loss function was introduced to dynamically adjust feature weights, improving the boundary regression accuracy for irregularly shaped fallen fragrant pear fruit. Experimental results showed that the improved YOLO v12 achieved an mean average precision (mAP@0.5), precision and recall rates of 94.9%, 88.8% and 87.6% respectively on the fallen fragrant pear dataset,

收稿日期: 2025-05-21　修回日期: 2025-06-26

基金项目: 新疆维吾尔自治区重点研发计划项目(2023B02004-1)

作者简介: 张奕(1998—),女,博士生,主要从事深度学习和智慧农业研究,E-mail: 2648385897@qq.com

通信作者: 张绘芳(1980—),女,研究员,博士生导师,主要从事林果资源监测与遥感技术应用研究,E-mail: 396930128@qq.com

outperforming that of YOLO v7 - tiny, YOLO v8n, YOLO v9s, YOLOv 10n, YOLO 11n and YOLO v12n models. The research result demonstrated that the improved YOLO v12 model exhibited superior detection performance for hail-damaged fallen fragrant pears, accurately identifying dense, small-sized, and partially occluded fallen fruit targets in complex orchard environment, providing technical support for disaster loss assessment of fragrant pears in complicated settings.

Key words: fragrant pear; YOLO v12; fruit drop detection; hail disaster; CA attention mechanism

0 引言

作为新疆特色林果业的标志性产业,库尔勒香梨(Korla fragrant pear)凭借其独特的品质特征和地理标志属性,已成为推动区域经济发展和实施乡村振兴战略的重要支柱产业。据统计,2022 年新疆维吾尔自治区香梨种植面积达 51 667 hm^2,年产量突破 1.2×10^7 t[1]。然而,随着种植面积的持续增长,频发的自然灾害对当地香梨产量、品质及果农收益构成严重威胁。在此背景下,林果灾害保险作为新疆现代农业保障体系的重要组成部分,灾害发生后,快速、高效地获取香梨灾害损失和灾害造成的落果数据,成为农业保险公司和果农的共同需求[2]。传统的果园受灾产量估算主要依赖人工抽样调查进行计数和预测,不仅劳动力成本大,且受抽样误差和主观判断的影响,在实际生产应用中难以保证数据可靠性,无法满足现代农业保险精细化管理的需求。因此,研究基于无人机遥感的大面积香梨落果自动检测技术,可有效地辅助保险公司进行灾害损失评定,降低理赔争议,对提升保险定损效率、降低果农经济损失具有重要现实意义。

近年来,基于深度学习技术目标检测算法被研究者们广泛应用于果实生长监测[3-4]、病虫害检测[5-6]和果实检测与计数[7-10]等领域。荆伟斌等[11]通过手机获取不同落果背景、光照度和落果分布密集等条件下的苹果图像,采用 Faster R - CNN 模型进行地面苹果落果进行检测,平均识别精度为 95.53%,在弱光、拍摄距离较远等不理想的条件下,识别精度达到 90% 以上。李小敏等[12]针对落果识别智能化程度较低的问题,提出一种基于 YOLO v3 的地面落果识别方法,模型对落果的识别准确率达到 89%,但在一些有部分遮挡和重叠场景的果实上存在错检。ZHENG 等[13]采用改进的深度卷积神经网络 M - DCNN 并结合图像处理技术监测不同生长阶段的葡萄簇,改进后的 M - DCNN 在训练集上的精度达到 97.35%,比原始 DCNN 模型提高 0.85 个百分点。毕泽洋等[14]针对番茄采摘机器人识别算法网络结构复杂和参数量大,提出了一种改进的轻量级 YOLO v5(EDH - YOLO)算法,试验结果表明,EDH - YOLO 模型在检测蕃茄果实时平均精度达到 96.8%,检测速度为 53.2 f/s,可满足温室环境下番茄果实的实时检测需求。谭厚森等[15]以非结构化环境下香梨为目标,提出了一种基于改进 YOLO v8n 的香梨检测方法,使用简化的残差和卷积模块优化 C2F 进行特征融合,利用 simSPPF 代替 SPPF 进行模型轻量化。改进的模型 mAP 达到 88.3%,比原始 YOLO v8n 模型提升 0.5 个百分点。田有文等[16]基于 YOLO v8 提出了一种轻量级网络 MSC - YOLO v8,应用于田间复杂环境下蓝莓成熟度检测,相比原始 YOLO v8 模型,mAP 提升 3.9 个百分点,检测速度达到 141 f/s。

以上研究表明,深度学习模型在果实目标检测任务中展现出卓越性能,但针对不同应用场景中检测对象的特异性(如光照条件、遮挡程度、果实形态等),仍需做出针对性的改进和优化才能取得优异的检测效果。

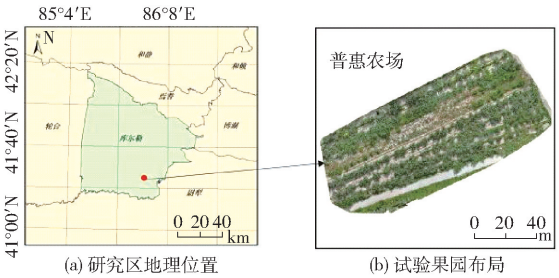
无人机冰雹灾后香梨落果图像具有以下特点:①由于无人机航拍视角和高空作业的限制,香梨落果在图像中呈现显著的小目标特征(像素占比小于 0.3%),并受到冠层枝叶遮挡和落果间重叠的影响。②灾后果园复杂环境中被砸落的枝叶、杂草等杂物,也会干扰地面落果香梨的识别和检测。现有研究表明,传统检测模型在此类复杂背景环境下的性能表现欠佳,且利用深度学习针对灾后落果的检测研究较少。本研究以冰雹灾后果园环境下落果香梨为研究对象,通过针对性地优化 YOLO v12 网络结构,提升模型对灾后落果香梨的检测准确率,同时兼顾模型的检测速度,使其能够满足边缘设备的部署和实时检测,为灾后产量智能化定损提供技术支撑。

1 试验数据

1.1 研究区域概况

研究区域为新疆维吾尔自治区巴音郭楞蒙古自治州库尔勒市普惠农场(85°53′23″E,41°24′6″N),如图 1 所示。本研究使用 DJI Mavic 3M 型四旋翼无人机作为航拍平台,搭载的航拍相机型号为 Hasselblad 4/3 CMOS RGB,相机的图像分辨率为5 268像素 × 3 956 像素。

冰雹灾害香梨落果图像数据采集于 2024 年 7 月 20—22 日(11:00—15:00),拍摄时的天气状况为多云,光线充足,太阳高度角大于 50°。拍摄高度



(a) 研究区地理位置　　(b) 试验果园布局

图 1　研究区域

Fig. 1　Study area

为 15 m，飞行速度为 1.5 m/s，镜头垂直于地面，航向重叠率为 85%，旁向重叠率为 75%，共获取无人机 RGB 图像 650 幅。使用 Pix4D Mapper 软件进行正射图像拼接，生成尺寸为 35 755 像素 ×43 860 像素的正射图像。

1.2　数据集构建

冰雹灾后香梨落果数据集的构建主要包括数据标注、数据裁剪、数据划分和数据扩增 4 部分：①数据标注：采用 Labelme 图像标注工具，使用多边形对原始图像中的香梨果实轮廓进行勾勒标注，统一将标注类别标记为“pear”。②数据裁剪：由于无人机航拍图像分辨率较高，无法直接作为检测模型的输入图像，因此将标注好的原始图像统一裁剪为 512 像素 ×512 像素的标准尺寸（图 2），共获得有效样本 5 852 幅。③数据划分：按照比例 70∶15∶15 将数据划分为训练集、测试集和验证集。④由于实际应用中无人机进行高空拍摄时存在光照强度变化、噪声和模糊等多种情况，为增加样本复杂性，通过数据扩增使网络模型充分学习复杂环境自然场景中香梨果实的特征，提升其在复杂场景下的泛化能力。本研究对训练集采用旋转 45°、水平翻转、高斯模糊、椒盐噪声以及 HSV 变换 5 种方法进行数据扩充，如图 3 所示。扩增前后训练集、验证集和测试集样本分布情况见表 1。

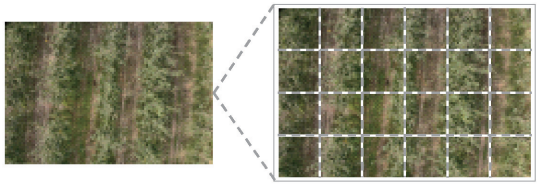


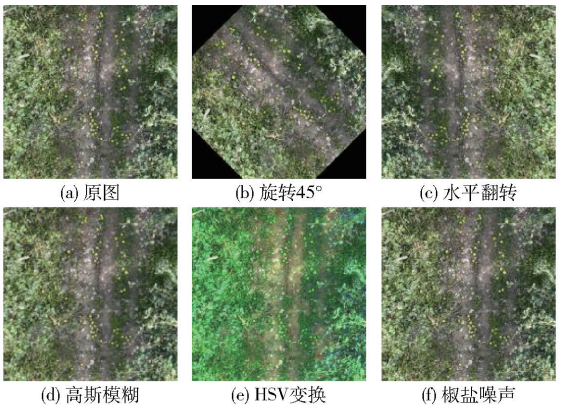
图 2　无人机大图影像切片示意图

Fig. 2　UAV image tiling schematic

2　研究方法

2.1　YOLO v12 模型

作为YOLO（You Only Look Once）系列的最新一代模型，YOLO v12[17] 通过三项协同创新重新定义了实时目标检测的性能边界。该模型创新性地设计了轻量化区域注意力模块 A2（Area attention），采用



(a) 原图　(b) 旋转45°　(c) 水平翻转

(d) 高斯模糊　(e) HSV变换　(f) 椒盐噪声

图 3　数据增强样本示例图

Fig. 3　Sample diagrams of data-augmented samples

表 1　香梨落果图像样本数量分布

Tab. 1　Distribution of sample quantity of fallen pear fruit images

样本	训练集	验证集	测试集	总计
原样本	4 096	878	878	5 852
扩增后	24 576	878	878	26 332

空间分组卷积与通道重标定的联合优化策略，在维持较大感受野的同时，通过动态稀疏注意力机制降低计算复杂度，提升模型检测速度。其次，针对注意力机制引发的梯度弥散问题，YOLO v12 提出了残差高效聚合网络（Residual - ELAN），有效解决注意力引入后的模型优化问题；最后，通过集成 Flash Attention 分块计算策略，配合线性近似的相对位置偏差表示优化的计算负载均衡，有效解决传统注意力架构的内存瓶颈问题。相较于 YOLO 系列其他模型，YOLO v12 架构在保持实时性的同时实现检测精度与泛化能力的显著提升。YOLO v12 模型共有 5 个版本：YOLO v12n、v12s、v12m、v12l、v12x，以满足不同应用场景的需求。为确保模型在检测精度与推理速度之间的最佳平衡，本研究选择 YOLO v12n 作为基线模型并对模型进行针对性优化改进。

2.2　基于改进 YOLO v12 的灾后香梨落果检测模型

2.2.1　模型整体架构

由于冰雹砸落的枝叶和地面杂草等影响，灾后香梨落果的识别和检测较为困难，本研究在 YOLO v12n 模型中引入 BiFPN 结构、CA 注意力模块和 ShapeIoU 损失函数，以提高香梨落果的检测性能。首先，将特征融合网络 PANet 替换为 BiFPN 加权双向特征金字塔网络，BiFPN 引入可学习的融合权重优化落果香梨不同分辨率特征，删除无效贡献节点，减少模型冗余计算，使 YOLO v12 模型更有效地提取和保留香梨的细节特征；其次，在 Neck 层嵌入 CA 注意力机制，缓解图像中目标存在遮挡和拥挤的问题，提升对香梨关键特征的提取能力；

最后,针对 CIoU 损失函数忽略目标框自身的形状和尺度因素,难以有效反映小目标真实形状和位置的问题,使用 ShapeIoU 代替原网络的 CIoU 作为边界框损失函数,其动态的特征适应机制和聚焦边框自身形状与自身尺度计算损失的方法,使网络在模型训练时边框回归更准确,能够更好地提高小目标检测精度。改进后 YOLO v12 网络结构如图 4 所示。

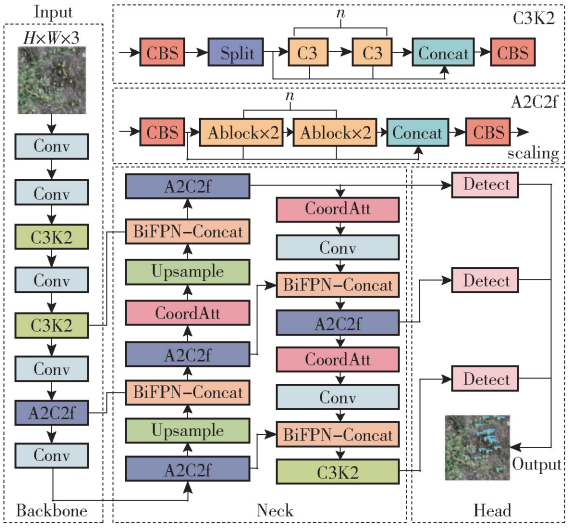


图 4 基于改进 YOLO v12 的灾后香梨落果检测网络结构

Fig. 4 Architecture of improved YOLO v12 for post-hail fragrant pear fruit drop detection

2.2.2 BiFPN 双向特征金字塔

在颈部网络设计中,本研究采用更高效的多尺度融合架构 BiFPN(加权双向特征金字塔网络)作为 YOLO v12 颈部的核心结构。BiFPN 采用双向特征融合机制,旨在提升检测模型对多尺度特征的表征能力。相较于传统的特征金字塔网络(FPN)和路径聚合网络(PANet),BiFPN 删除了无特征融合的节点,通过构建自上而下与自下而上的双向信息流路径,实现底层空间信息与高层语义信息的深度交互与动态融合[18]。这种双向交互机制不仅能够增强网络对不同尺度目标特征的捕捉能力,还使得特征融合过程更具全面性和适应性。其次,BiFPN 有效利用含有多个小目标特征的中低维特征,通过优化特征融合策略,使检测网络能够更有效地提取和保留小目标的细节特征,从而显著提升模型在无人机视角下的落果香梨小目标的检测精度。FPN、PANet 和 BiFPN 结构如图 5 所示。

2.2.3 坐标注意力机制

在 YOLO v12 的特征提取层嵌入坐标注意力(CA)机制,如图 6 所示,其分别在水平和垂直两个维度上对输入的特征图执行平均池化操作生成新的特征图,从而获取各个通道的全局信息[19]。通过空

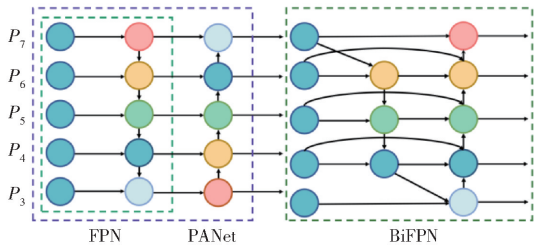


图 5 不同 Neck 网络结构对比

Fig. 5 Comparison of different Neck network architectures

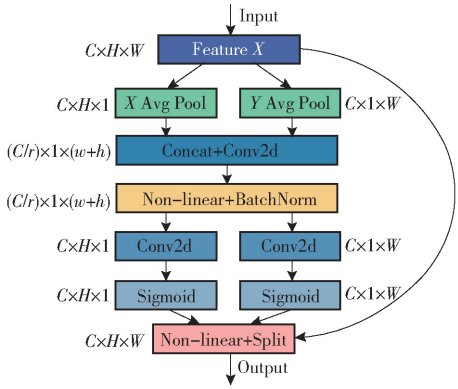


图 6 CA 注意力机制结构

Fig. 6 Structure of CA mechanism

间信息编码对提取的空间信息进行加权融合,并行嵌入和注意力权重分配,使模型能自动学习并调整各通道的权重,从而提升模型对落果香梨目标的特征提取能力。具体而言,坐标注意力(CA)机制采用坐标方向注意力分解策略,能够有效捕捉输入特征图在空间方向上的长程依赖,精准过滤图像中的冗余背景信息。在复杂遮挡与密集分布的环境条件下,可增强模型对核心特征目标地快速定位,有效解决因枝叶遮挡和香梨果实密集导致地错检和漏检问题。

首先,CA 注意力机制对输入的初始特征图 $C\times H\times W$ 在水平和垂直方向上进行平均池化,CA 模块通过分解坐标方向获取注意力权重,生成水平和垂直方向上的全局特征信息,分别表示为

$$Z_c^h(h)=\frac{1}{W}\sum_{0\leqslant i\leqslant W}x_c(h,i) \tag{1}$$

$$Z_c^w(w)=\frac{1}{H}\sum_{0\leqslant j\leqslant H}x_c(j,w) \tag{2}$$

式中 $Z_c^h(h)$——高度为 h 的第 c 个通道输出

$Z_c^w(w)$——宽度为 w 的第 c 个通道输出

$x_c(h,i)$——第 c 个通道在高度位置 h、宽度位置 i 处的特征值

$x_c(j,w)$——第 c 个通道在高度位置 j、宽度位置 w 处的特征值

其次,CA 注意力机制通过卷积变换将两个特征图进行拼接和压缩,将卷积核 F_1 通道数从 C 降低为 C/r,其中 r 用于控制采样率,随后,垂直和水平方向上的空间信息通过批量归一化和非线性处理进行编

码操作，其公式为

$$f=\delta(F_1([z^h,z^w])) \tag{3}$$

式中　F_1——1×1 卷积变换

δ——非线性激活函数

f——特征映射函数

z^h——沿宽度方向池化后的高度方向特征序列

z^w——沿高度方向池化后的宽度方向特征序列

然后，特征图 f 沿通道方向被分解为 2 个独立特征张量 f^h 和 f^w，并使用两个 1×1 卷积变换 F_h 和 F_w，获得与输入特征图相同数量的通道数，其公式为

$$g^h=\sigma(F_h(f^h)) \tag{4}$$

$$g^w=\sigma(F_w(f^w)) \tag{5}$$

式中　σ——Sigmoid 函数

F_w、F_h——1×1 卷积变换

g^h——输入特征图在高度方向的注意力权重

g^w——输入特征图在宽度方向的注意力权重

最后将注意力权重进行乘法加权，输出新的具有坐标注意力权重的特征图 $y_c(i,j)$，即

$$y_c(i,j)=x_c(i,j)g_c^h(i)g_c^w(j) \tag{6}$$

2.2.4　优化损失函数

在 YOLO v12 算法的目标检测框架中，边界框回归损失采用 CIoU 损失函数[20]，该损失函数主要关注预测框和真实框之间距离、重叠区域和纵横比等边界框回归指标，但忽略了边框自身形状和尺度等固有属性对香梨落果检测的影响。因此，选择 ShapeIoU 损失函数[21]替换 YOLO v12 中的 CIoU 损失函数，通过在 IoU 基础上增加几何约束，用于优化香梨检测过程中的定位差异，提升模型收敛速度。ShapeIoU 损失函数结构如图 7 所示，计算式为

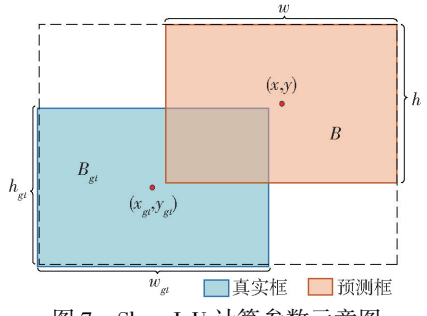


图 7　ShapeIoU 计算参数示意图

Fig. 7　Schematic of ShapeIoU calculation parameters

$$L_{\text{Shape-IoU}}=L_{\text{IoU}}+L_{\text{dis}}+L_{\text{shp}} \tag{7}$$

其中

$$L_{\text{IoU}}=1-IoU \tag{8}$$

$$L_{\text{dis}}=\frac{h_h(x-x_{gt})^2+w_w(y-y_{gt})^2}{c^2} \tag{9}$$

$$L_{\text{shp}}=0.5\left(1-\mathrm{e}^{-h_h\frac{|w-w_{gt}|}{\max(w,w_{gt})}}\right)^{\theta}+0.5\left(1-\mathrm{e}^{-w_w\frac{|h-h_{gt}|}{\max(h,h_{gt})}}\right)^{\theta} \tag{10}$$

式中　L_{IoU}——重叠损失　　L_{dis}——中心距离损失

L_{shp}——形状损失

IoU——预测框与真实框交并比

(x_{gt},y_{gt})——真实框中心点坐标

(x,y)——预测框中心点坐标

c——预测框与真实框最小边界矩形对角线长度

h_{gt}、w_{gt}、h、w——真实框和预测框高度和宽度

w_w——水平方向加权系数

h_h——垂直方向加权系数

θ——调节参数

3　试验结果与分析

3.1　试验环境与参数配置

模型训练和测试均在 Windows 11 操作系统下进行，深度学习框架使用 Pytorch1.13.1，Python 版本为 3.8.0，并行计算平台为 CUDA 11.7，开发环境选用 Pycharm 2023.1。硬件配置方面，搭载 Intel Core i7－13700F CPU 和 NVIDIA GeForce RTX 4070 GPU(12 GB 显存)。所有算法均在相同环境下运行，网络训练参数设置见表 2。在模型训练过程中，采用 Adam 优化器进行参数优化，通过自适应矩估计算法动态调整各参数的学习率，缓解训练初期梯度消失的问题，同时，为了防止模型过拟合，在模型训练过程中设置早停机制，当训练集损失值连续 30 个训练周期(epoch)未呈现显著下降趋势时，终止训练以防止过拟合。

表 2　训练参数设置

Tab. 2　Training parameter settings

参数	数值	参数	数值
训练批次	16	动量	0.937
训练轮次	300	初始学习率	0.001
图像尺寸/像素×像素	640×640	权重衰减系数	0.000 5

3.2　评价指标

为了准确客观地评估模型性能，采用精确率(P)、召回率(R)、平均精度均值(mAP@0.5)、F1 值(F1)、模型参数量(m)及浮点运算量(GFLOPs)评估模型精准度和实时检测性能。

3.3　消融试验

为验证 3 种改进策略的有效性，以 YOLO v12n 为基线模型，对不同的改进方法的检测效果开展消融试验，结果如表 3 所示。

表 3 消融试验结果

Tab. 3 Ablation experiment results %

ShapeIoU	BiFPN	CA	mAP@0.5	*P*	*R*
×	×	×	93.8	88.1	86.9
√	×	×	94.2	88.4	87.1
×	√	×	93.9	88.1	87.5
×	×	√	94.3	88.4	87.6
√	×	√	93.9	89.3	87.3
√	√	×	94.1	88.3	87.5
×	√	√	94.5	88.5	87.0
√	√	√	94.9	88.8	87.6

注:“√”表示采用此改进,“×”表示不采用此改进。

由表 3 可知,采用原 YOLO v12n 模型,对香梨落果检测的 mAP@0.5 为 93.8%。在 YOLO v12n 的基础上,将损失函数替换为 ShapeIoU 损失函数,其通过动态调整目标特征权重,提升了模型对香梨目标预测框的回归效率,改进后模型精确率、召回率和 mAP@0.5 较原模型分别提高 0.3、0.2、0.4 个百分点。采用 BiFPN 替换 Neck 中的 PANet 模块,受到主干网络池化和卷积操作的影响,模型 mAP@0.5 出现 0.1 个百分点的下降。在特征提取层嵌入 CA 注意力机制,通过将位置信息编码至通道注意力,增强网络对关键点位置的捕获能力,有效缓解了因遮挡导致的香梨漏检和误检问题,mAP@0.5 达到 94.3%。

通过集成上述 3 种改进策略,最终构建改进 YOLO v12n 模型在香梨落果检测中,精确率、召回率和 mAP@0.5 达到 88.8%、87.6% 和 94.9%,相比于 YOLO v12n 模型,分别提升 0.7、0.7、1.1 个百分点,证明了 BiFPN 模块、CA 注意力机制和 ShapeIoU 损失函数在复杂果园环境下香梨落果检测任务上的有效性。

3.4 不同注意力机制对比试验

为了评估 CA(坐标注意力)模块在香梨落果检测任务中的有效性,选取 ECA、CBAM 和 SimAM 3 种典型注意力机制嵌入到 YOLO v12 中对 CA 注意力机制进行改进,在香梨落果数据集上进行对比试验,试验结果如图 8 所示。由图 8 可知,相比于 ECA、CBAM 和 SimAM 注意力机制,CA 注意力模块在平均精度均值、精确率、召回率和 F1 值各指标上均达到最高值。这一优势主要源于 CA 模块独特的坐标信息编码机制可精确定位小目标香梨落果的空间位置,有效缓解了复杂背景下香梨漏检问题;其次,在通道注意力中融入了精确的位置信息,从而显著提升了模型对遮挡和重叠果实的判别能力。

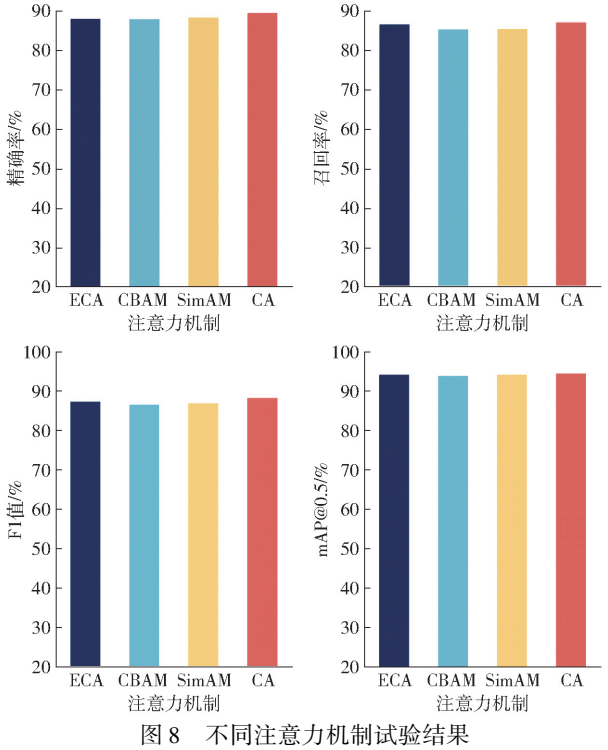


图 8 不同注意力机制试验结果

Fig. 8 Experimental results of different attention mechanisms

3.5 不同检测模型综合对比试验

为进一步验证改进 YOLO v12 在冰雹灾害香梨落果检测方面更具有优势,选取部分主流的单阶段目标检测模型进行对比试验,包括 YOLO v7-tiny、YOLO v9s、YOLO v10n、YOLO 11n 和 YOLO v12n。表 4 为不同检测模型试验结果性能指标。

由表 4 可知,在香梨落果检测任务上,改进的 YOLO v12 模型表现出更优的检测性能,其精确率达到 88.8%,召回率为 87.6%,mAP@0.5 达到

表 4 不同模型试验结果性能指标

Tab. 4 Experimental results of object detection models

模型	参数量	浮点运算量	*P*/%	*R*/%	F1 值/%	mAP@0.5/%
YOLO v7-tiny	6.02×10^6	1.32×10^{10}	86.2	86.2	86.2	92.4
YOLO v8n	3.01×10^6	8.10×10^9	87.4	85.6	86.5	93.3
YOLO v9s	9.74×10^6	3.96×10^{10}	88.1	86.4	87.2	92.2
YOLO v10n	2.71×10^6	8.40×10^9	88.4	84.8	86.9	93.7
YOLO 11n	2.59×10^6	6.40×10^9	87.1	78.7	82.7	89.1
YOLO v12n	2.52×10^6	6.00×10^9	88.1	86.9	87.5	93.8
改进 YOLO v12	2.57×10^6	5.80×10^9	88.8	87.6	88.2	94.9

94.9%，与 YOLO v7 - tiny、YOLO v8n、YOLO v9s、YOLO v10n、YOLO 11n 和 YOLO v12 相比，mAP@0.5 分别提升 2.5、1.6、2.7、1.2、5.8、1.1 个百分点。同时，改进 YOLO v12 模型具有最高的 F1 值，表明其在精确率和召回率之间实现了更好的平衡。试验结果表明，改进 YOLO v12 模型不仅具有更高的检测精度，在复杂灾后果园环境下中表现出更强的鲁棒性，尤其在遮挡密集场景下能够实现香梨落果精准定位和检测。

图 9 为不同模型实际检测效果(图中黄色圆圈标记区域为模型识别效果不佳与漏检的香梨果实，红色圆圈标记区域为模型错误识别的香梨果实)。由图 9 可以发现，当香梨果实存在果实密集、光照不足和被枝干、杂草遮挡等情况下，改进 YOLO v12 均能对香梨果实进行准确检测和计数。相比之下，YOLO v8n、YOLO v10n 和 YOLO v12n 在处理自然香梨果园环境中香梨果实检测和计数中的重叠遮挡问题表现不佳，均出现不同程度的漏检和误检情况。

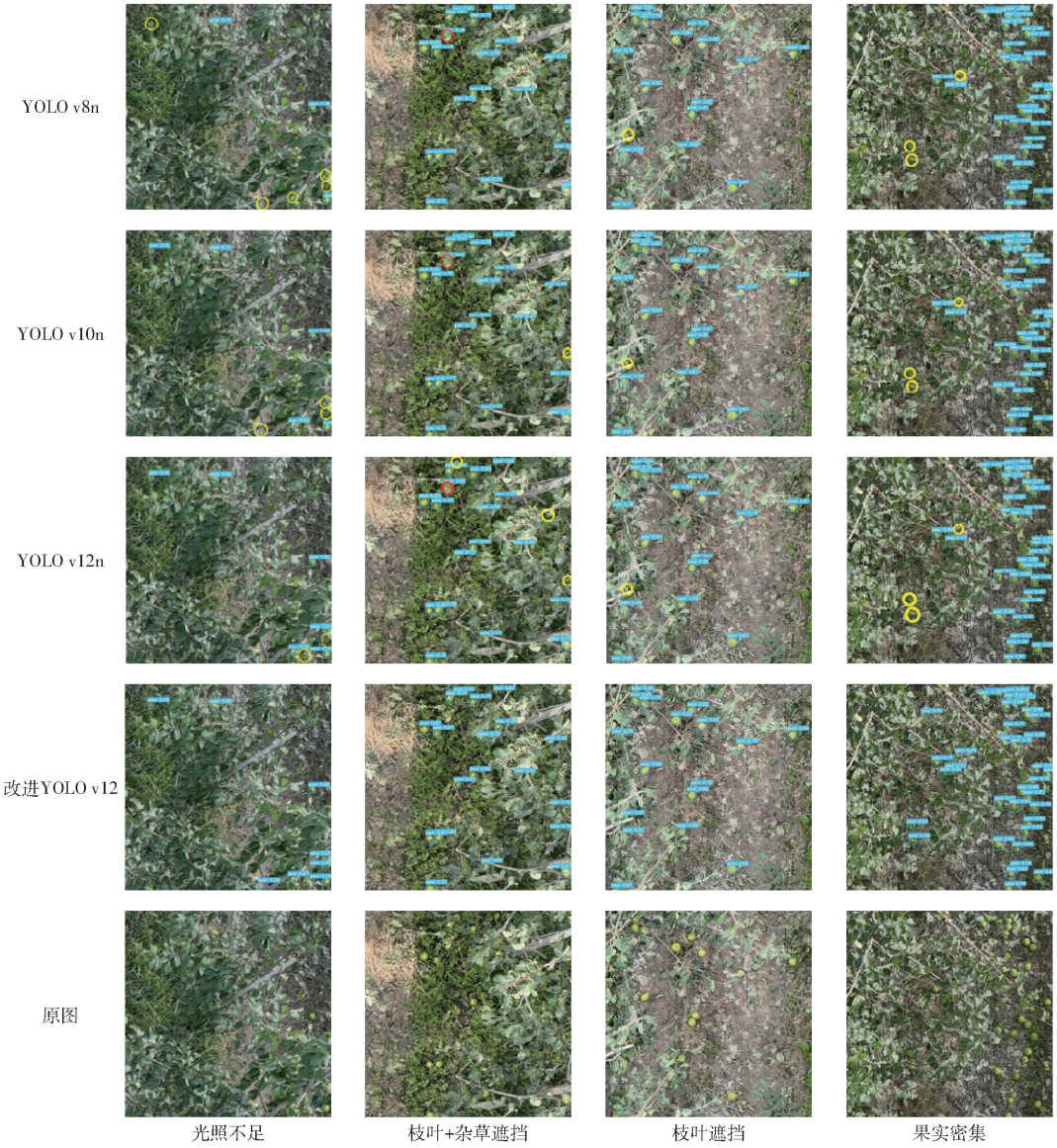


图 9　代表性模型实际检测效果对比

Fig. 9　Comparison of actual detection effect of representative models

4　结论

(1)为了提升对香梨落果检测的精准性，从 3 个方面对 YOLO v12n 做了改进。采用 BiFPN 替换 Neck 中的 PANet 模块，增强特征融合能力。在特征提取层嵌入 CA 注意力机制，提升对香梨果实的关注度并抑制复杂背景干扰。将边界框损失函数替换为 ShapeIoU，进一步减少对香梨的漏检和误检。

(2)改进 YOLO v12n 模型对香梨目标检测精确率达到 88.8%，召回率达到 87.6%，F1 值达到 88.2%，mAP@0.5 达到 94.9%。对比试验结果表

明,改进 YOLO v12 模型平均精度均值相比 YOLO v7 - tiny、YOLO v8n、YOLO v9s、YOLO v10n、YOLO 11n 和 YOLO v12n 分别提升 2.5、1.6、2.7、1.2、5.8、1.1 个百分点。同时,在果实密集、杂草遮挡和果实重叠等复杂情况下,改进 YOLO v12n 取得了较高的识别精确率。

参 考 文 献

[1] 郑文轩,杨瑛. 基于频域数据增强与轻量化 YOLO v7 模型的成熟期香梨目标检测方法[J]. 农业机械学报,2024,55(5):244 - 253.
ZHENG Wenxuan, YANG Ying. Mature stage pear detection method based on frequency domain data augmentation and lightweight YOLO v7 model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(5): 244 - 253. (in Chinese)

[2] AGBENYO W, JIANG Y, NTIM-AMO G. Impact of crop insurance on cocoa farmers' income: an empirical analysis from Ghana [J]. Environmental Science and Pollution Research, 2022, 29(41): 62371 - 62381.

[3] AN Qilin, WANG Kai, LI Zhongyang, et al. Real-time monitoring method of strawberry fruit growth state based on YOLO improved model[J]. IEEE Access, 2022, 10: 124363 - 124372.

[4] FUKUDA M, OKUNO T, YUKI S. Central object segmentation by deep learning to continuously monitor fruit growth through RGB images[J]. Sensors, 2021, 21(21): 6999.

[5] JIA Liangquan, WANG Tao, CHEN Yi, et al. MobileNet - CA - YOLO: an improved YOLOv7 based on the MobileNetV3 and attention mechanism for rice pests and diseases detection[J]. Agriculture, 2023, 13(7): 1285.

[6] ZHANG Yan, LI Mingzhe, ZHOU Baoping, et al. Automatic cotton spider mites' damage grading algorithm for depth residual network based on transfer learning[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 212: 108070.

[7] 郭明月,刘雅晨,李伟夫,等. 基于视频跟踪算法的果园猕猴桃产量实时预估[J]. 农业机械学报,2023,54(6):178 - 185.
GUO Mingyue, LIU Yachen, LI Weifu, et al. Real-time production prediction of kiwifruit in orchard based on video tracking algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(6): 178 - 185. (in Chinese)

[8] LYU S, LI R, ZHAO Y, et al. Green citrus detection and counting in orchards based on YOLOv5 - CS and AI edge system[J]. Sensors, 2022, 22(2): 576.

[9] 宋怀波,尚钰莹,何东健. 果实目标深度学习识别技术研究进展[J]. 农业机械学报,2023,54(1):1 - 19.
SONG Huaibo, SHANG Yuying, HE Dongjian. Review on deep learning technology for fruit target recognition[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(1): 1 - 19. (in Chinese)

[10] 郑文轩,杨瑛. 基于改进轻量化 YOLO v7 的成熟期香梨目标检测方法[J]. 江苏农业科学,2024,52(20):121 - 128.

[11] 荆伟斌,胡海棠,程成,等. 基于深度学习的地面苹果识别与计数[J]. 江苏农业科学,2020,48(5):210 - 219.

[12] 李小敏,张日红,陈天赐,等. 基于深度学习的林下落果识别方法与试验[J]. 中国农机化学报,2021,42(9): 202 - 208.
LI Xiaomin, ZHANG Rihong, CHEN Tianci, et al. Identification method and experiment of fallen fruit based on deep learning [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2021, 42(9): 202 - 208. (in Chinese)

[13] ZHENG Shaoxiong, GAO Peng, ZHANG Jiahong, et al. A precise grape yield prediction method based on a modified DCNN model[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 225: 109338.

[14] 毕泽洋,杨立伟,吕树盛,等. 基于 EDH - YOLO 的轻量型温室番茄检测方法[J]. 农业机械学报,2024,55(增刊 2):246 - 254.
BI Zeyang, YANG Liwei, LÜ Shusheng, et al. Lightweight greenhouse tomato detection method based on EDH - YOLO[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(Supp. 2): 246 - 254. (in Chinese)

[15] 谭厚森,马文宏,田原,等. 基于改进 YOLOv8n 的香梨目标检测方法[J]. 农业工程学报,2024,40(11):178 - 185.
TAN Housen, MA Wenhong, TIAN Yuan, et al. Improved YOLOv8n object detection of fragrant pears[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(11): 178 - 185. (in Chinese)

[16] 田有文,覃上声,闫玉博,等. 基于改进 YOLOv8 的田间复杂环境下蓝莓成熟度检测[J]. 农业工程学报,2024,40(16):153 - 162.
TIAN Youwen, QIN Shangsheng, YAN Yubo, et al. Detecting blueberry maturity under complex field conditions using improved YOLOv8[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(16): 153 - 162. (in Chinese)

[17] TIAN Yunjie, YE Qixiang, DOERMANN D. YOLOv12: attention-centric real-time object detectors[J]. arXiv preprint arXiv: 2502.12524, 2025.

[18] LIU Shu, QI Lu, QIN Haifang, et al. Path aggregation network for instance segmentation[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 8759 - 8768.

[19] HOU Qibin, ZHOU Daquan, FENG Jiashi. Coordinate attention for efficient mobile network design[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021: 13713 - 13722.

[20] WANG Xufei, SONG Jeongyoung. ICIoU: improved loss based on complete intersection over union for bounding box regression [J]. IEEE Access, 2021, 9: 105686 - 105695.

[21] ZHANG Hao, ZHANG Shuaijie. Shape-Iou: more accurate metric considering bounding box shape and scale[J]. arXiv preprint arXiv:2312.17663, 2023.