doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.05.040

基于改进 MBS－YOLO v8 的火龙果目标检测与定位方法

刘进一[1]　晏伏山[1]　董　赫[1]　付丽荣[1]　付　威[1]　陈　雨[2]

（1.海南大学机电工程学院，海口 570228；2.西北农林科技大学机电工程学院，陕西杨凌 712100）

摘要：为了解决因火龙果果实尺寸不一、数量众多而造成的重叠遮挡问题，本文提出了一种基于 YOLO v8 模型的多尺度加权特征融合网络（MBS－YOLO v8）。在特征提取模块中加入挤压和激励网络（Squeeze-and-excitation attention，SEAttention）机制，以增强网络捕捉关键细节能力，解决小目标检测问题。提出一种多尺度加权融合网络（Multi-scale weighted fusion network，MWConv）用于生成具有不同感受野的特征图，增强了图像中全局特征的捕获能力。试验结果表明，MBS－YOLO v8 准确率为 92.5%，召回率为 90.1%，平均精度均值 mAP50 为 94.7%。与 YOLO v8n 算法相比，MBS－YOLO v8 准确率、召回率和 mAP50 分别提高 2.1、5.9、2 个百分点。本文 MBS－YOLO v8 模型展现出高度的鲁棒性，该方法有效地将全局特征信息与低维局部特征相结合，从而提高了模型对图像内容的理解，能够应对与重叠遮挡和小目标相关的挑战，为火龙果及其他同类型目标检测提供了改进思路。

关键词：火龙果；目标检测；小目标；全局特征；多尺度加权特征融合网络

中图分类号：TP301.6　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1000-1298(2025)05-0425-08　　**OSID**：

Pitaya Fruit Target Detection and Localization Method Based on Improved MBS－YOLO v8

LIU Jinyi[1]　YAN Fushan[1]　DONG He[1]　FU Lirong[1]　FU Wei[1]　CHEN Yu[2]

(1. *School of Mechanical and Electrical Engineering*, *Hainan University*, *Haikou* 570228, *China*

2. *College of Mechanical and Electronic Engineering*, *Northwest A&F University*, *Yangling*, *Shaanxi* 712100, *China*)

Abstract: Aiming to address the issue of overlapping occlusion caused by the varying sizes and large quantities of dragon fruit, a multi-scale weighted feature fusion network (MBS－YOLO v8) was proposed based on the YOLO v8 model. Firstly, the squeeze-and-excitation attention (SEAttention) mechanism was incorporated into the feature extraction module to enhance the network's ability to capture critical details, thereby addressing the challenge of small object detection. Secondly, a multi-scale weighted fusion network (MWConv) was introduced to generate feature maps with varying receptive fields, improving the capture of global features within images. Finally, experimental results demonstrated that MBS－YOLO v8 achieved an accuracy of 92.5%, a recall rate of 90.1%, and a mean average precision (mAP50) of 94.7%. Compared with the YOLO v8n algorithm, MBS－YOLO v8 showed improvements of 2.1 percentage points, 5.9 percentage points, and 2 percentage points in accuracy, recall, and mAP50, respectively. The proposed MBS－YOLO v8 model exhibited high robustness, effectively integrating global feature information with low-dimensional local features to enhance the model's understanding of image content. This approach effectively addressed challenges related to overlapping occlusion and small object detection, providing an improved methodology for detecting dragon fruit and other similar targets.

Key words: pitaya fruits; object detection; small object; global features; multi-scale weighted feature fusion network

收稿日期：2024－12－21　修回日期：2025－01－12

基金项目：海南省科技人才创新项目(KJRC2023D38)和海南大学协同创新中心项目(XTCX2022STC16)

作者简介：刘进一(1989—)，女，讲师，主要从事智能农业机器人等研究，E-mail：993632@hainanu.edu.cn

0 引言

由于海南省具有地理气候优势，截至 2024 年，海南省火龙果种植面积超 1×10^4 hm^2，年产量约 4.0×10^5 t。人工采摘已无法满足生产需求，智能化采摘成必然趋势，其中果实识别与定位是实现智能化采摘的关键前提。

近年来，在目标检测领域，深度学习的变革显著，YOLO 系列算法凭实时性强、精准度高与简洁架构[1-3]，助力智能农业，成为学界业界焦点。FEI 等[4]通过结合轻量级 YOLO v3 模型与 MobileNetV1 骨干网络，实现了温室番茄成熟度分类检测，其 mAP（平均精度均值）高达 97.5%，但模型的体积庞大（46.7 MB），轻量化模型的设计仍需不断探索与优化。LI 等[5]对 YOLO v3 进行了创新性改进，提出了 Mobilet-YOLO 模型，该模型在检测精度上有所提升，平均检测时间为 16.69 ms，表明速度优化依然是一个值得深入研究的方向。

研究人员针对检测速度和精度中存在的实时性差、小目标检测困难及目标重叠等问题提出了不同的解决方案[6-16]。虽已取得一定成效，但由于火龙果长势随机，存在大量重叠和遮挡问题，给检测和定位工作带来了额外的难度。且现有模型较少能平衡检测精度和速度，这无疑加大了在真实场景应用的局限性。

为了有效区分火龙果在不同状态下的形态特征，解决小目标、遮挡重叠及精度与速度的平衡问题，本文系统地改进 YOLO v8 模型，旨在增强其对小目标的识别能力，优化重叠物体的识别策略，深化图像上下文信息的融合和应用。

1 数据集建立

1.1 图像采集与注释

数据集采集自海南省海口市秀英区火龙果果园，使用 D435i 型深度相机在不同环境条件下拍摄 1 250 万像素的高清图像。为了确保数据集样本的多样性和代表性，在多种天气和光照条件下拍摄 1 200 幅不同状态的火龙果图像。考虑到不同角度可能会影响识别效果，在采集数据时，对同一目标从多个角度进行了拍摄，以捕捉更全面的特征。

图 1 展示了拍摄的 1 200 幅原始图像中的部分样本，涵盖了各种天气条件和光照环境下的火龙果图像，充分反映了实际应用中的复杂场景。为了便于后续训练和测试，使用 LabelImg 工具对原始数据集进行标注，为每幅图像生成了相应的 XML 格式的标注文件。此外，将数据集调整为 VOC2007 格式，以便与其他常用的数据集和模型进行兼容和比较。

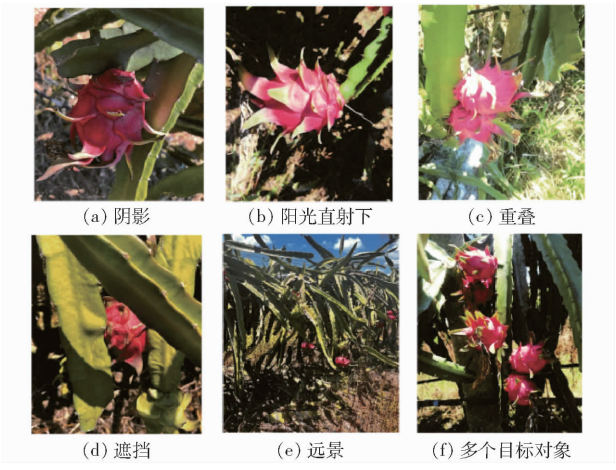

图 1 不同状态的数据集

Fig. 1 Dataset in different states

1.2 图像增强

深度学习通常需要大量的数据集来减少模型过拟合问题，应用锐化、随机改变亮度、旋转、缩放等预处理操作将原始数据集扩展到 3 000 幅图像。数据增强效果示例如图 2 所示。

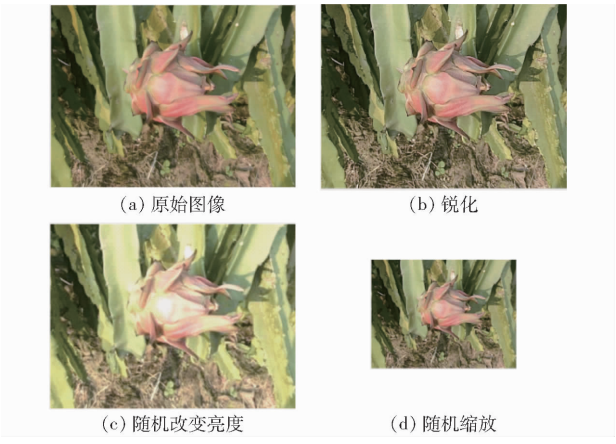

图 2 数据增强示例

Fig. 2 Data enhancement example

2 模型构建

2.1 YOLO v8 算法概述

与其他主流 CNN 模型相比，YOLO v8 模型结构更简单[17]，训练和推理速度更快。与目前最先进的 YOLO v10 相比，YOLO v8 在理解上下文信息上更占优势，这使得在火龙果目标检测这种复杂场景中表现出更好的性能[18]。

2.2 YOLO v8 算法改进策略

为了有效区分火龙果在不同状态下的形态特征，本文改进 YOLO v8 模型改进措施包括 2 个方面：

（1）提出了 MWConv 特征提取模型。MWConv 由 3 种不同大小的卷积核骨干组成，不同的骨干块可以获得具有不同感受野的特征图，从而捕获全局

特征信息和低维局部特征。该模型通过动态加权将全局特征信息与低维局部特征相结合，实现了不同尺度特征的捕获。这种多尺度特征融合策略丰富了模型对全局场景的理解，使模型能够有效地识别和捕获由于遮挡或重叠而在图像中难以识别的火龙果。

（2）在骨干网中的 SPPF 模块之后引入 SEAttention 注意力模块，以增强模型提取局部特征的能力，特别是在处理小物体或部分遮挡的火龙果时，能够更准确地定位和识别物体。MBS－YOLO v8 网络架构如图 3 所示，图中 w 为宽度因子，控制模型中每层的通道数。r 为深度因子，控制模型中每 stage 的深度。

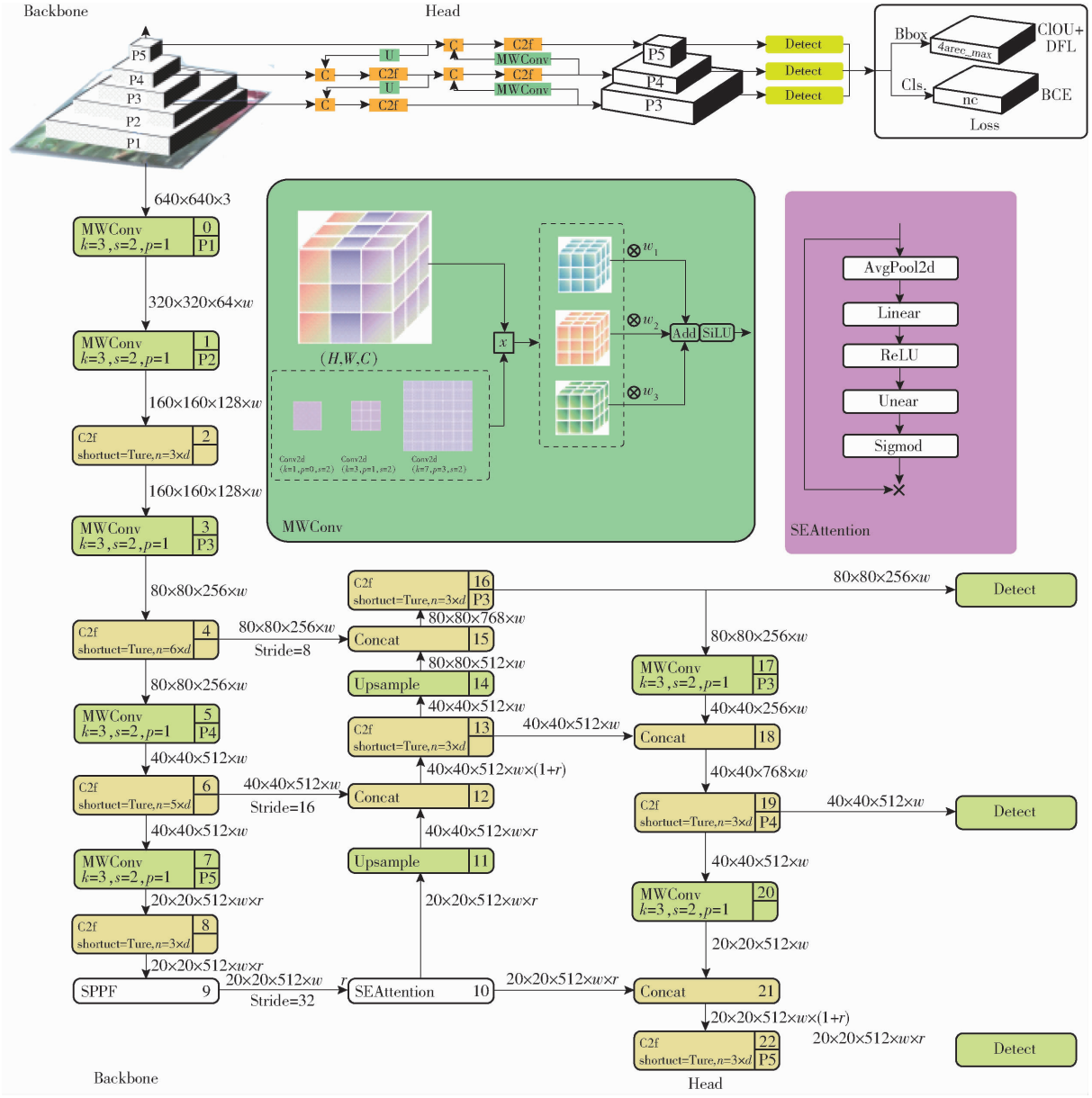

图 3　MBS－YOLO v8 网络框架

Fig. 3　MBS－YOLO v8 network framework

2.2.1　MWConv 模块

在 YOLO 系列算法中，Backbone 作为特征提取的关键组成部分，对于后续任务的性能至关重要[19]。一个高效的主干网络应当具备良好泛化能力，为此，本文设计了一个名为 MWConv 的新模块，旨在解决 YOLO v8 算法在理解和处理复杂场景中上下文信息方面的短板。如图 4 所示，图中 H、W、C 分别表示特征图高、宽和通道数，MWConv 模块利用 3 个不同尺寸的卷积核来捕捉多尺度特征，包括小尺度、中尺度和大尺度特征。这种设计使得模型能够在单个层次上同时感知局部细节和全局结构，极大地丰富了特征表示。

为进一步提升特征融合效果，在 MWConv 模块中引入可训练的权重 w_1、w_2 和 w_3，用于加权合并 3 个尺度上的特征。为了确保每个尺度特征的重要性得到合理体现，采用归一化方法调整权重，确保它们在特征融合过程中起到恰当的作用，具体计算式为

$$\begin{cases} w_1' = \dfrac{w_1}{w_1 + w_2 + w_3} \\ w_2' = \dfrac{w_2}{w_1 + w_2 + w_3} \\ w_3' = \dfrac{w_3}{w_1 + w_2 + w_3} \end{cases} \tag{1}$$

式中，w_1、w_2和 w_3为初始权重，w_1'、w_2'和 w_3'为归一化权重。

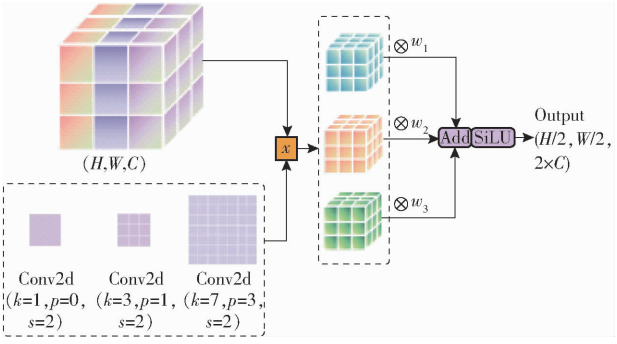

图 4 MWConv 网络框架

Fig. 4 MWConv network framework

这种方法不仅强化了特征间的相互作用，而且通过动态调整各尺度特征的贡献度，提高了模型对不同场景的适应能力。

为了提高模型训练过程中的稳定性，在 MWConv 模块的最后一层加入了 SiLU 激活函数。SiLU 函数作为一种非线性激活单元，不仅能有效缓解梯度消失和梯度爆炸的问题，还能促进更深层次网络的训练效率，在稳健训练的同时，大大增强了泛化能力和鲁棒性。

2.2.2 SEAttention 模块

注意力机制在现代深度学习模型中占据核心地位，它赋予模型一种能力，能够根据任务需求动态地调整对输入数据的关注点。这种灵活性不仅使模型能更精准地聚焦于输入中最为相关的部分，还促进了重要空间依赖关系的有效捕捉，进而显著提升了模型性能和效率[20]。

尽管前述 MWConv 模块已经在多尺度特征提取方面取得了显著进展，但在局部特征的精细捕捉上仍存在改进空间。为了进一步增强模型在检测火龙果方面的综合能力，又引入 SEAttention 机制[15]，主要由挤压和激励 2 个步骤构成，这是一种特别设计用来优化特征通道间相互作用的方法，其架构如图 5 所示，图中 H'、W'、C'分别表示优化前特征图的高、宽、通道数；F_{tr}表示传统卷积操作；Fsq(·)表示压缩操作，通过全局平均池化实现；Fex(·,W)表示激励操作，用于为每个通道生成权重值；F_{sacle}表示缩放操作，用于将生成的权重值应用到原始特征图上。

为了找到最佳的 SEAttention 模块插入位置，进行了广泛的试验探索。结果显示，当 SEAttention 模块置于主网络的 SPPF 模块之后，模型整体性能达到了最优状态。这是由于 SPPF 模块本身擅长于捕捉多尺度信息，而 SEAttention 机制在此基础上进一步增强了模型对局部特征的敏感度，二者结合产生了协同效应，极大提升了模型在复杂任务中的表现。

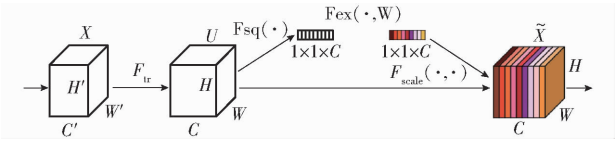

图 5 SEAttention 网络结构

Fig. 5 SEAttention network structure

通过将 SEAttention 机制融入 Backbone 模块，不仅解决了局部特征提取的难题，还通过优化特征通道间的相互作用，进一步提高了模型鲁棒性和泛化能力。

3 试验与结果分析

3.1 试验条件

本文提到的模型训练和推理检测的试验环境配置：操作系统为 Windows 11，GPU 为 NVIDIA GeForce GTX 1660 Ti。Conda 配置环境包括：Python 3.11.7、Pytorch 2.1.0、CUDA 12.3。用于模型训练和推理超参数如表 1 所示。

表 1 用于模型训练的超参数

Tab. 1 Hyperparameters used for model training

超参数	数值
周期	300
批量大小	16
图像尺寸/(像素×像素)	640×640
优化器	SGD
Beta	0.937
初始学习率	0.01
权重衰减系数	0.0005

3.2 评估指标

选择一系列常用性能指标来全面评估模型效率，包括：准确率、召回率、平均精度均值(mAP)、训练损失值(L)和模型参数量(m)[21]，mAP50 表示阈值为 50% 的 mAP。其中，准确率、召回率和 mAP50 的高值直接反映模型高效性能；L 的低值进一步证实了该模型在准确性方面的优势。

为了全面评估模型对于平衡准确性和算法效率的性能，本文提出了一种加权平衡度(Weighted balance degree，WBD)的评估指标，该指标计算式为

$$D_{WBD} = 0.3(mAP - L) + \frac{0.7}{m} \tag{2}$$

式中　D_{WBD}——加权平衡度

mAP——平均精度均值

考虑到实际应用中，对效率相关指标缺乏重视的现状，在 WBD 指标的设计中特地为效率相关指标赋予 0.7 的权重，以便在计算平衡度时适当增加效率因素的重要性。该指标量化了算法的准确性和效率间的平衡，对模型整体性能提供了一个直观的认识，确保在实际应用中同时考虑检测精度和处理速度。

3.3　消融试验

表 2 为 YOLO v8 模型分别与 MWConv 模块和 SEAttention 模块进行不同组合得到的训练结果。

表 2　不同模块与 YOLO v8 相结合的效果

Tab.2　Effects of combining different modules with YOLO v8

模型	准确率/%	召回率/%	mAP50/%	损失值	参数量	推理时间/ms	D_{WBD}
YOLO v8n	90.4	84.2	92.7	0.899	3.00×10^6	0.450	27.87
YOLO v8n + MWConv	91.1	89.6	93.7	0.790	5.08×10^6	0.520	28.06
YOLO v8n + SEAttention	91.2	88.7	93.6	0.857	3.01×10^6	0.454	28.10
MBS－YOLO v8	92.5	90.7	94.7	0.767	5.19×10^6	0.530	28.30

从表 2 可知，当 MWConv 模块独立用作特征提取时，这些模型在某些性能指标上有所改善。例如，与 YOLO v8n 相比，YOLO v8n + MWConv 模型的准确率、召回率和 mAP50 分别提高 0.7、5.4、1 个百分点。这一现象表明，MWConv 模块显著增强了模型对上下文信息的理解，使火龙果检测和定位更加精确。此外，MBS－YOLO v8 模型 mAP50 增加到 94.7%，主要归功于 SEAttention 模块增强了对局部特征的提取能力，使模型能够从远处识别小型火龙果，有效地提高了整体识别精度。从结果上看，虽 MBS－YOLO v8 的推理速度略低于 YOLO v8n，但其精度高。

热力图作为一种强大的可视化工具，提供了一个深入了解神经网络模型、焦点区域和注意力分布性能的窗口。在探索模型各模块效率的过程中，将以热力图的形式将识别结果可视化，并用绿色圆圈标记未识别的火龙果，如图 6 所示。可以观察到，使用 MWConv 模块，模型反映了更多的特征信息，且随着 SEAttention 的加入，更多的区域被激活，这表明模型特征提取能力得到了增强。总体而言，通过多层、多维模块的堆叠，本研究成功构建了一个更敏感、更有洞察力的模型，为精确识别火龙果等复杂物体奠定了坚实的基础。

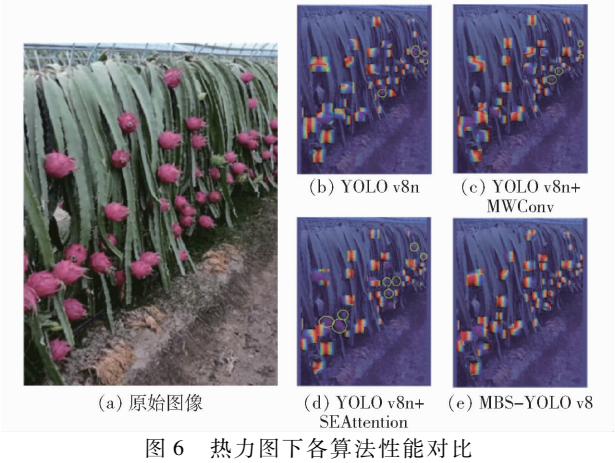

图 6　热力图下各算法性能对比

Fig.6　Performance comparison of various algorithms under heatmap

3.4　火龙果检测对比试验

为了进一步全面评估 MBS－YOLO v8 模型的性能，与当前主流的目标检测模型进行了比较，包括 YOLO v5n、YOLO v6、YOLO v8n、YOLO v8－GD[22] 和 YOLO v10[23]。所有模型都在同一数据集上进行了训练和测试，结果见表 3。

由表 3 可知，MBS－YOLO v8 模型的 mAP50、准确性和召回率分别达到 94.7%、92.5% 和 90.1%，与 YOLO v8n 基础模型相比，准确率、召回率和 mAP50 分别提高 2.1、5.9、2 个百分点。可以看出 MBS－YOLO v8 模型在精度上明显优于其他模型，这主要归功于其较强的上下文理解能力。从推理速度上看，MBS－YOLO v8 模型与对比模型的差异相对较小，与其中推理最快的模型之间的时间差距为 0.17 ms，与推理最慢的模型之间差距为 0.04 ms，这说明从整体来看 MBS－YOLO v8 模型的处理速度表现相对出色，能够满足需要实时处理的智能农业环境的处理速度要求。在模型收敛性能上看，MBS－YOLO v8 模型损失值收敛到 0.767，远远小于其他模型，表现出强大的收敛能力。最后，根据本文提出的加权平衡指标所显示的结果可知，MBS－YOLO v8 模型加权平衡度为 28.3，其高准确度和高效率之间的平衡性最好，进一步说明了本文所提出算法的优异之处，展现出巨大应用潜力。

为了证明该模型泛化能力，随机选择不同场景图像进行模型验证比较。其中，未检测到和检测不正确的火龙果用紫色椭圆表示，而检测不到的火龙果用黄色三角形标记。

表 3 不同算法性能对比

Tab. 3 Performance comparison of various algorithms

模型	准确率/%	召回率/%	mAP50/%	损失值	参数量	推理时间/ms	D_{WBD}
YOLO v5n	88.8	88.7	91.6	1.020	2.50×10^6	0.36	27.57
YOLO v6	87.5	84.6	89.8	0.945	4.24×10^6	0.49	26.92
YOLO v8n	90.4	84.2	92.7	0.899	3.00×10^6	0.45	27.87
YOLO v10	90.2	86.5	92.5	0.901	2.43×10^6	0.41	27.89
YOLO v8 - GD	90.7	86.2	90.6	0.958	1.83×10^6	0.44	27.43
MBS - YOLO v8	92.5	90.1	94.7	0.767	5.19×10^6	0.53	28.30

由于海南省全年日照充足,光照很强,在此环境下往往存在小目标漏检情况。因此,特别选择阳光直射下小目标的检测效果作为评价标准,如图 7 所示。在图 7 所示场景中,MBS - YOLO v8 模型成功识别了远离相机的所有小火龙果,这一成就在其他模型中很少见,例如在 YOLO v8n 和 YOLO - GD 模型中的漏检和误检概率明显较大。图 8 为密集堆积且相互遮挡的火龙果复杂场景,这是物体检测中另一个常见且具有挑战性的问题。主流模型在处理此类场景时,往往难以避免遗漏检测或不准确地预测边界框尺寸。从检测结果来看,MBS - YOLO v8 模型通过 MWConv 模块集成了多视图特征,展示了出色的分割能力。它可以准确地识别重叠的火龙果数量,并预测每个火龙果边界框尺寸。同样地,在图 9 中,当面临遮挡物体的挑战时,YOLO v6 模型倾向于将遮挡物体错误地识别为多个独立的实例,YOLO v5、YOLO v8n 和 YOLO v10 模型则无法识别所有遮挡物体。而 MBS - YOLO v8 模型利用其强大的上下文理解能力,有效地减少了由遮挡引起的误判和漏检,这对推动目标检测领域的发展具有重要意义。基于上述分析,MBS - YOLO v8 模型不仅在理论上证明了其可靠性,而且在实际应用中也展现了其优势,为实现火龙果大规模智能采摘提供了强有力的技术支持。

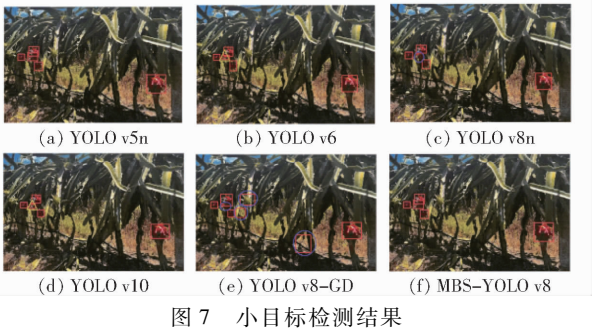

图 7 小目标检测结果

Fig. 7 Small object detection

3.5 火龙果定位试验

目标检测完成后需进一步进行果实定位[24],定义集合 s_i 表示第 i 个火龙果在图像中对应的所有像素点。通过这些像素点,计算火龙果质心坐标(x_i, y_i),计算式为

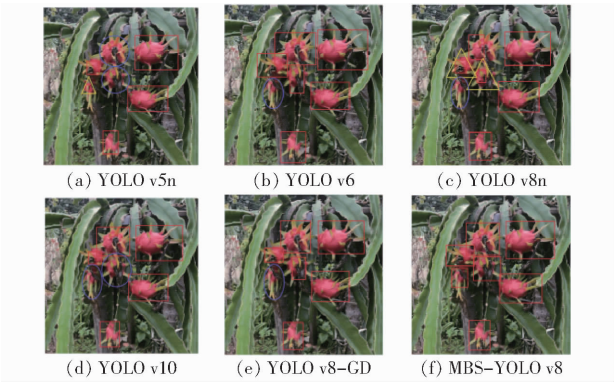

图 8 多目标重叠下检测结果

Fig. 8 Detection results under multi-target overlap

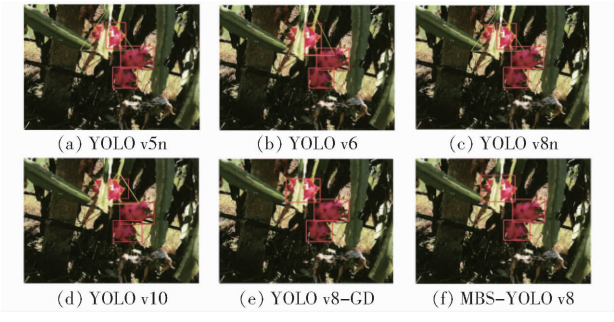

图 9 目标被遮挡时检测结果

Fig. 9 Detection results when target was occluded

$$(x_i, y_i) = \frac{1}{n}\sum_{k}^{n}(x_k, y_k) \tag{3}$$

式中 (x_k, y_k)——集合中的元素,表示火龙果质心在图像中 x、y 方向上的像素位置坐标

n——质心总数

试验采用的 D435i 型相机能够提供与火龙果质心对应的像素点的深度信息,结合深度信息和相机的内部参数矩阵,运用 pyrealsense2 库中的 rs2_deproject_pixel_to_point 函数,则将二维图像坐标和对应的深度信息快速转换为火龙果质心的三维空间坐标输出,第 j 个火龙果三维坐标为

$$P_{j0} = (x_{j0}, y_{j0}, z_{j0}) \tag{4}$$

式中 x_{j0}、y_{j0}、z_{j0}——火龙果质心在相机坐标系下 x、y、z 轴方向上位置坐标

图 10 为在海口市秀英区火龙果果园验证算法可靠性的试验现场，图中试验设备是一台搭载了深度相机的火龙果采摘机器人，深度相机安装在采摘机器人采摘机器臂上。试验包括对单个火龙果、多个火龙果、近景和远景等多角度的算法可靠性验证。目标检测与定位试验结果如图 11 所示，从结果来看，多种场景下目标检测都达到了模拟水平。同时，通过火龙果质心坐标偏差（图 12）可知，检测出的质心坐标 x 轴方向误差和 y 轴方向误差均控制在 1.2 mm 左右，表明了果实定位准确性。



图 10　火龙果识别与定位试验现场

Fig. 10　Experiment for identification and location of pitaya fruit

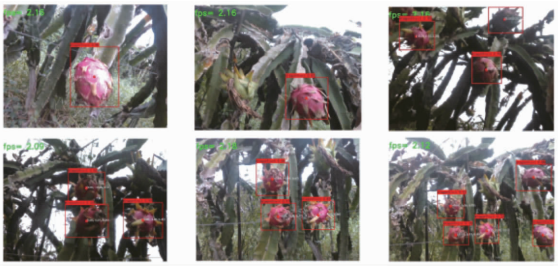

图 11　火龙果目标检测与定位试验结果

Fig. 11　Pitaya fruit target detection and localization experiment

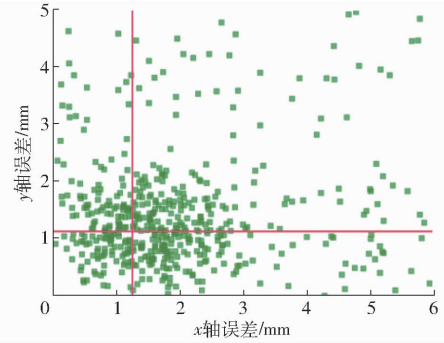

图 12　火龙果质心坐标的误差分布统计

Fig. 12　Statistical distribution of errors in centroid coordinates of pitaya fruit

4　结论

（1）针对小目标和重叠遮挡问题，提出一种改进的 MBS－YOLO v8 算法，实现了在多种环境下的准确检测。该模型集成了 MWConv 和 SEAttention 2 个模块，并理清了各模块的主要性能贡献，MWConv 模块增强了模型对上下文信息的理解，SEAttention 模块增强了对局部特征的提取能力，有效地提高了整体识别精度。

（2）MBS－YOLO v8 模型准确率为 92.5%，召回率为 90.1%，mAP50 为 94.7%，加权平衡度为 28.3，回归损失值为 0.767。在多种环境下，能快速且准确地检测出火龙果，具有良好的稳定性和泛化能力。同时，模型还能在多种场景下对火龙果果实进行准确定位，质心误差均控制在 1.2 mm 左右。

参　考　文　献

[1] WANG Yaru, SONG Xiaoke, FENG Lilong, et al. MCI－GLA plug-in suitable for YOLO series models for transmission line insulator defect detection[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73:1－12.

[2] HUSSAIN M. YOLOV1 to V8: unveiling each variant—a comprehensive review of YOLO[J]. IEEE Access, 2024, 12:42816－42833.

[3] 徐婷婷，宋亮，卢学鹤，等. 基于 YOLO v7－RA 的火龙果品质与成熟度双指标检测方法[J]. 农业机械学报，2024，55(7)：405－414.
XU Tingting, SONG Liang, LU Xuehe, et al. Dual-index detection method of pitaya quality and maturity based on YOLO v7－RA[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(7):405－414. (in Chinese)

[4] FEI Su, ZHAO Yanping, WANG Guanghui, et al. Tomato maturity classification based on SE－YOLOV3－MobileNetV1 network under nature greenhouse environment[J]. Agronomy, 2022, 12(7): 1638.

[5] LI Xiuli, QIN Yi, WANG Fujie, et al. Pitaya detection in orchards using the MobileNet－YOLO model[C]//39th Chinese Control Conference (CCC), 2020:6274－6278.

[6] CASAS E, RAMOS L, ROMERO C, et al. A comparative study of YOLOV5 and YOLOV8 for corrosion segmentation tasks in metal surfaces[J]. Array, 2024, 22:11－12.

[7] 高嘉正，李文涛，罗陈迪，等. 基于语义分割和几何分析的火龙果果实与枝条的三维重建[J]. 农业工程学报，2024，40(12)：157－164.
GAO Jiazheng, LI Wentao, LUO Chendi, et al. Three-dimensional reconstruction for dragon fruits and branches using semantic segmentation and geometric analysis[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(12):157－164. (in Chinese)

[8] 张震，周俊，江自真，等. 基于改进 YOLO v7 轻量化模型的自然果园环境下苹果识别方法[J]. 农业机械学报，2024，

55(3):231 - 242.
ZHANG Zhen, ZHOU Jun, JIANG Zizhen, et al. Lightweight apple recognition method in natural orchard environment based on improved YOLO v7 model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024,55(3):231 - 242. (in Chinese)

[9] LI Qingxu, MA Wenjing, LI Hao, et al. Cotton - YOLO: improved YOLOV7 for rapid detection of foreign fibers in seed cotton [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 219:108752.

[10] ZHANG Xin, LI Daoliang, YANG Wenzhu, et al. A fast segmentation method for high-resolution color images of foreign fibers in cotton[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2011, 78(1):71 - 79.

[11] LAWAL O M. Real-time cucurbit fruit detection in greenhouse using improved YOLO series algorithm[J]. Precision Agriculture, 2024, 25(1):347 - 359.

[12] WANG Xinfa, WU Zhenwei, JIA Meng, et al. Lightweight SM - YOLOV5 tomato fruit detection algorithm for plant factory [J]. Sensors, 2023,23(6):3336.

[13] XIANG Yue, KAI Qi, YANG Fuhao, et al. RSR - YOLO: a real-time method for small target tomato detection based on improved YOLOV8 network[J]. Discover Applied Sciences, 2024, 6:268.

[14] TIAN Yunong, WANG Shihui, LI En, et al. MD - YOLO: multi-scale dense YOLO for small target pest detection[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 21: 108233.

[15] HU Jie, SHEN Li, ALBANIE S, et al. Squeeze-and-excitation networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2018 , 42(8):2011 - 2023.

[16] NAN Yulong, ZHANG Huichun, ZENG Yong, et al. Intelligent detection of multi-class pitaya fruits in target picking row based on WGB - YOLO network[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 208:107780.

[17] LI Hongwei, GU Zenan, HE Deqiang, et al. A lightweight improved YOLOV5s model and its deployment for detecting pitaya fruits in daytime and nighttime light-supplement environments[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 220: 108914.

[18] 罗斌,李家超,周亚男,等.基于改进 YOLO v8 的轻量化稻瘟病孢子检测方法[J].农业机械学报, 2024,55(11):32 - 38.
LUO Bin, LI Jiachao, ZHOU Ya'nan, et al. Lightweight rice blast spores detection method based on improved YOLO v8[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024,55(11):32 - 38. (in Chinese)

[19] CHEN Jincheng, JI Chao, ZHANG Jing, et al. A method for multi-target segmentation of bud-stage apple trees based on improved YOLOV8[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 220:108876.

[20] GAO Xianyi, ZHAO Danpei, YUAN Zhichao. YOLO - Parallel: positive gradient modeling for long-tail remote sensing object detection[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2024, 21:6009705.

[21] WEI Lai, TONG Yifei. Enhanced - YOLOV8: a new small target detection model[J]. Digital Signal Processing, 2024, 153: 104611.

[22] CHEN Xin, LIU Teng, HAN Kang. TSP - YOLO-based deep learning method for monitoring cabbage seedling emergence[J]. European Journal of Agronomy, 2024, 157:127191.

[23] CAO Yukang, PANG Dandan, ZHAO Qianchuan. Improved YOLOV8 - GD deep learning model for defect detection in electroluminescence images of solar photovoltaic modules[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 131: 107866.

[24] JI Xiu, YUE Zheyu, YANG Hongliu, et al. Infrared image classification and detection algorithm for power equipment based on improved YOLOV10[J]. IEEE Access, 2024, 12:184976 - 184988.

[25] 孔凡国,李志豪,仇展明,等.基于改进 YOLOV5 - s 的火龙果多任务识别与定位[J].电子测量技术, 2023, 46(18): 155 - 162.
KONG Fanguo, LI Zhihao, QIU Zhanming, et al. Multitasking recognition and positioning of pitaya based on improved YOLOV5 - s[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(18):155 - 162. (in Chinese)