

基于深度学习的双孢菇工业识别方法

刘振宇¹, 黄靖², 陈梦飞¹, 翟振林¹, 连海俊², 叶荣坤²

(1. 福建水利电力职业技术学院 自动化工程学院, 福建 永安 366000;

2. 福建理工大学 电子电气与物理学院, 福建 福州 350118)

摘要: 针对工业化双孢菇培育中人工识别方法效率低、质量不稳定等问题, 提出一种改进的 SIAF-YOLOv8 双孢菇识别算法, 实现自动化精准检测需求。首先基于 4 层渐近特征金字塔网络 (AFPN) 重构特征融合结构, 通过多层次特征交互减少语义差距; 其次在骨干网络嵌入 SimAM 三维注意力机制, 实现无参量特征自适应加权。采用自建双孢菇数据集 (2 111 幅图像, 60 053 个样本) 进行验证, 结果表明: 改进算法 AP50 和 AP50-95 分别达到 98.5% 和 85.7%, 较原 YOLOv8n 提升 1.0%、4.6%; 模型权重减至 5.6 MB, 单图推理时间 12 ms, 对比当前几种通用目标检测算法, SIAF-YOLOv8 在检测精度、速度与模型轻量化方面实现最优平衡, 可为农业机器人视觉系统提供有效解决方案。

关键词: 双孢菇识别; SIAF-YOLOv8; AFPN; SimAM 三维注意力机制

中图分类号: TP391.4; S2

文献标志码: A

文章编号: 2097-3853(2025)06-0591-08

Industrial identification method of Agaricus bisporus based on deep learning

LIU Zhenyu¹, HUANG Jing², CHEN Mengfei¹, ZHAI Zhenlin¹, LIAN Haijun², YE Rongkun²

(1. Faculty of Electromechanical Engineering, Fujian College of Water Conservancy and Electric Power, Yong'an 366000, China;

2. School of Electrical, Electronic Engineering and Physics, Fujian University of Technology, Fuzhou 350118, China)

Abstract: To address the challenges of low efficiency and unstable quality associated with manual identification methods in industrial bisporus mushroom cultivation, an enhanced SIAF-YOLOv8 algorithm for bisporus mushroom identification was developed to achieve automatic and precise detection. First, the feature fusion architecture was restructured using a four-layer asymptotic feature pyramid network (AFPN), thereby reducing the semantic gap through multi-level feature interaction. Second, the SimAM 3D attention mechanism was integrated into the backbone network to enable adaptive parametric feature weighting. A self-built dataset comprising 2 111 images and 60 053 samples of Agaricus bisporus was utilized for validation. Results show that the improved algorithm achieved AP50 and AP50-95 scores of 98.5% and 85.7%, respectively, representing improvement of 1.0% and 4.6% over the original YOLOv8n. Additionally, the model size was reduced to 5.6 MB, with a single-image inference time of 12ms. Compared to several contemporary general-purpose object detection algorithms, SIAF-YOLOv8 offers an optimal balance between detection accuracy, speed, and model compactness, providing an effective solution for agricultural robot vision systems.

Keywords: identification of Agaricus bisporus; SIAF-YOLOv8; AFPN; SimAM 3D attention mechanism

双孢菇因其高营养价值和经济价值成为工业化栽培的重要品种^[1-2]。然而, 当前双孢菇采摘环节仍依赖人工识别与分选方法, 存在效率低、劳

动力成本高 (占生产总成本 50% 以上) 及质量一致性差等问题。随着农业机器人技术的发展, 基于视觉感知的自动化采摘系统成为解决上述问题

的关键,其核心依赖于高精度目标检测算法。

随着深度学习目标检测算法的不断发展,机器视觉与图像处理在机器人、自动化农业等领域得到广泛应用^[3-4]。王磊磊等^[3]通过改进 YOLOv5 模型,引入注意力模块和双向特征金字塔网络(BiFPN),结合 EIoU 损失函数优化检测精度,有效解决遮挡场景下的误检问题。韩瑞青^[5]提出改进 YOLOv5s 算法与分层规划策略,有效解决了成簇菇群低损高效识别问题。吕强等^[6]提出轻量化 YOLO-GC 模型,采用 GhostNet 替换骨干网络并嵌入 GAM 注意力机制,结合 BiFPN 特征融合和 GIoU+Soft-NMS 优化解决了绿色柑橘在复杂背景下的密集遮挡检测问题。杨震宇等^[7]结合 BiFPN 与 GAM 模块增强小目标及遮挡区域特征提取对 YOLOv8-pose 模型进行改进,并引入关键点检测技术提升了遮挡草莓的精准采摘效率。然而,当前大多算法在双孢菇检测中仍面临两大挑战:(1)小目标漏检问题(图像占比<1%的幼菇);(2)复杂背景干扰(光照不均、菌床纹理相似等)导致的误检率偏高。

综上,本研究将改进的 YOLOv8 算法与农业机器人视觉系统结合,通过引入渐进式多尺度特征融合结构(AFPN)增强多尺度特征提取能力,利用轻量化注意力机制(SimAM)优化特征表征,抑制复杂环境干扰,以应对双孢菇工业化采摘中对检测效率、精度和模型轻量化的综合需求。

1 材料与方法

1.1 实验数据

本研究的数据采集自漳州工业化菇房生产现场,Intel RealSense D435i 深度相机拍摄图像并保存。对象包含生长阶段蘑菇(菇盖直径<3 cm)、待出厂阶段(菇盖直径为 3~5 cm)多生长周期样本,如图 1 所示,以此为基础构建双孢菇图像数据集。

本研究共拍摄 2 111 幅原始图像,所制作的图像数据集分辨率为 1280 * 720 像素,可清晰辨别双孢菇轮廓及颜色等特征,满足后期检测模型输入要求。图像中包含蘑菇个数 60 053 个。数据集按照 7 : 2 : 1 对训练集、测试集、验证集进行分类,如表 1 所示为训练、验证、测试集的双孢菇标签数量。利用标签制作软件 Labelimg,生成 txt 标签文件,文件包含各个蘑菇标签在图像中的位

置、数量等信息。



(a) 待出厂蘑菇



(b) 生长阶段蘑菇

图 1 不同生长周期双孢菇

Fig.1 Mushroom with different growth cycles

表 1 数据集样本数量

Tab.1 Sample size of data set

训练集		验证集		测试集	
图像数/幅	双孢菇数量/个	图像数/幅	双孢菇数量/个	图像数/幅	双孢菇数量/个
1 477	4 1261	211	6 535	423	12 257

1.2 基础模型

1.2.1 YOLOv8 模型介绍

YOLOv8 是 Ultralytics 公司最新推出的端到端目标检测模型,其架构核心包含骨干网络(Backbone)、特征融合网络(Neck)和检测头(Head)。该模型在 YOLOv5 的基础上,通过引入 C2f 模块、无锚点(Anchor-Free)检测头等设计,实现了速度与精度的良好平衡。其提供的不同版本能有效权衡性能与计算成本,其中轻量化的 YOLOv8n 版本尤为适合工业实时检测任务,为本研究的算法改进提供了理想的基础。

1.2.2 改进的 SIAF-YOLOv8 算法

YOLOv8 模型虽具备较强的通用性,但在特定场景(双孢菇检测)中表现仍有优化空间。本研究以 YOLOv8n 为基线网络,提出改进的 SIAF-

YOLOv8 模型,其网络结构如图 2 所示。改进点主要包括:

(1)引入渐进特征金字塔网络(AFPN)。替换原 YOLOv8 的 Neck 结构,通过渐进式连接策略增强多尺度特征融合能力。针对双孢菇数据集中小目标占比低(不足 1%)的问题,新增 160×160

尺寸的检测头(4 倍下采样输出,结构见图 2 所示),利用其高分辨率特性提升小目标检测精度。

(2)引入 SimAM 注意力机制。在骨干网络中嵌入 SimAM 模块,通过计算特征图各位置间的相似性生成权重图,对关键信息进行自适应加权,抑制冗余信息,从而提高双孢菇目标的检测精度。

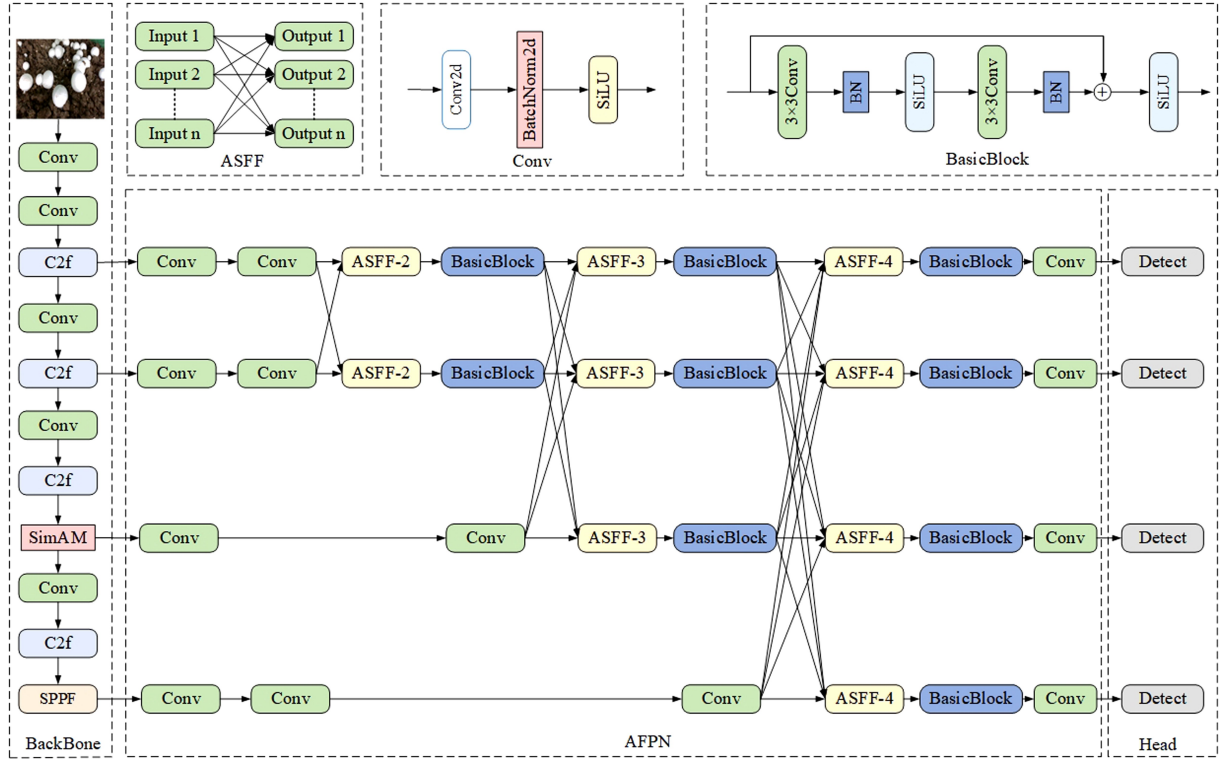


图 2 SIAF-YOLOv8 网络结构图
Fig.2 Network structure of SIAF-YOLOv8

1.2.3 AFPN 结构

AFPN 结构如图 2 中间部分所示,其核心是通过渐进式融合策略提升特征表达能力与检测精度。具体流程如下。

(1)特征提取

从 YOLOv8 骨干网络的第 3、5、8 层及 SPPF 后的第 11 层提取特征层,分别记为{T2、T3、T4、T5}。这些特征层具有不同的空间分辨率与语义信息层次。

(2)通道降维

使用 1x1 卷积对{T2、T3、T4、T5}进行通道降维,生成{M2、M3、M4、M5},以减少计算量并为后续融合做准备。

(3)特征融合

采用自适应特征选择融合(ASFF)模块实现多层次特征的自适应融合。具将 M2 与 M3 输入

ASFF-2 模块,通过权重计算与加权融合生成初步融合特征。将初次融合特征与 M4 输入 ASFF-3 模块,进一步融合高层特征。最后将二次融合特征与 M5 输入 ASFF-4 模块,完成最终的多尺度特征融合。

(4)特征恢复与输出

在 ASFF 模块中,使用 1×1 卷积和双线性插值方法对特征进行上采样或下采样,以实现维度对齐。ASFF 模块会根据输入特征的重要性自适应调整融合权重,从而有效结合不同尺度的特征信息。特征融合后,通过卷积层恢复每个特征的通道数量,生成一组新的多尺度特征{P2、P3、P4、P5}。这些特征随后被送入 YOLOv8 的原始预测头(Head)进行目标检测和边界框回归。

1.2.4 SimAM 注意力模块

SimAM 是一种基于神经科学原理设计的三

维、加权、无参数的注意力机制。其设计灵感源自神经科学领域,该模块通过能量函数量化特征图中每个神经元的重要性,并利用闭式解高效生成注意力权重,实现对通道与空间信息的协同增强,而不会增加模型复杂度。SimAM 模块的实现过程如图 3 所示。

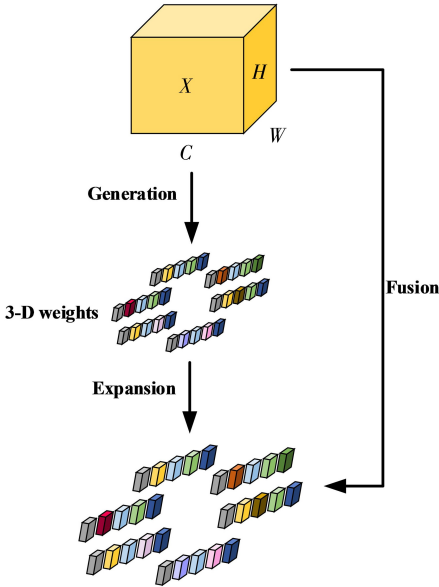


图 3 SimAM 模块结构

Fig.3 SimAM module structure

输入特征图 X (大小为 $C \times H \times W$) 经过两个主要路径处理。首先输入特征图 X 通过一个融合 (fusion) 操作,与后续的处理结果相结合。其次输入特征图 X 首先经过一个 Generation 操作,生成一个 3-D 权重结构,该结构代表了每个神经元的重要性权重。此 3-D 权重结构经过 Expansion 操作,扩展为与输入特征图相同大小的权重图。最后,将该权重图与输入特征图 X 进行逐元素相乘,实现特征图的加权处理。

通过定义一个初始能量函数来衡量每个神经元的重要性,如式(1)。

$$e_i(w_i, b_i, y, x_i) = \frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^{M-1} \left(-1 - (w_i x_i + b_i) \right)^2 + \left(1 - (w_i t + b_i) \right)^2 + \lambda w_i^2 \quad (1)$$

式中, $t = w_i t + b_i$ 和 $i = w_i i + b_i$ 是目标神经元 t 和其他神经元 i 的线性变换, $M = H \times W$ 是该通道上的神经元数量, w_i 和 b_i 是该通道上的神经元数量, λ 是正则化参数。为了简化计算, SimAM 采用了一个闭式解来计算每个神经元的重要性。基于输入特征

图的均值和方差,简化后的能量函数如式(2)。

$$e_i = \frac{4(\hat{\sigma}^2 + \lambda)}{(t - \hat{\mu})^2 + 2\hat{\sigma}^2 + 2\lambda} \quad (2)$$

式中, $\hat{\mu}$ 和 $\hat{\sigma}^2$ 分别是除目标神经元外所有神经元的均值和方差。通过 sigmoid 函数对能量值进行归一化,得到注意力权重如式(3)。

$$\alpha_i = \text{sigmoid}\left(\frac{1}{e_i}\right) \quad (3)$$

最后,将这个注意力权重应用于原始特征图 X ,实现特征图的加权处理,公式中 \odot 表示逐元素相乘。

$$\tilde{X} = \alpha_i \odot X \quad (4)$$

将 SimAM 模块嵌入 YOLOv8 骨干网络的第 8 层,以提升对双孢菇目标的特征表示能力。由于双孢菇在图像中尺度多样、生长环境复杂,该注意力机制能够动态聚焦于不同尺度的目标特征,并抑制背景干扰,从而提升检测鲁棒性, SimAM 的轻量化特性也便于在实际工业场景中部署。

2 试验环境及评价指标

2.1 试验条件

本试验在统一的硬件环境下完成,所有模型的训练和测试均使用相同设备。CPU 处理器为 Intel(R) Core(TM) i5-14600KF@3.50 GHz,内存 32 GB, GPU 型号为 Nvidia GeForce RTX 3090(24 GB 显存)。运行环境为 Windows10 * 64 位操作系统, Python3.8 版本,深度学习框架 Pytorch 版本为 1.10, CUDA 库版本为 11.3。设置训练阶段批量大小为 16,总训练轮数 epoch = 100,选用 SGD 优化器,初始学习率设置为 0.01。每个模型输入网络的图像均可以自适应缩放,为保证参数一致,将图像设置 $640 \times 640 \times 3$ 像素大小作为网络输入。

2.2 评价指标

目标检测领域性能评价指标常用指标包括:精确率(Precision)、召回率(Recall)、平均精确率(average precision, AP)、单幅图像检测速度、模型权重大小等。精确率计算方法见式(5),该指标代表算法检测出正确的目标占比。

$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \quad (5)$$

式中, (TP+FP) 是算法检测的正样本总数。

召回率表示在所有真实标签 (TP+FN) 当中

算法可以预测准确的目标占比,其计算如式(6)。

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \quad (6)$$

平均精确率 AP 是衡量模型性能的关键指标之一,其计算如式(7)。式中 P 代表精确率, R 代表召回率,计算 P-R 曲线下的面积 (area under curve, AUC)。

$$\text{AP} = \int_0^1 P(R) dR \quad (7)$$

IoU 是衡量预测框 (A) 与真实框 (B) 之间重叠程度的指标,上述精确率和召回率的计算都离不开 IoU, IoU 的计算方法如式(8)所示,通过计算预测框和真实框的交集面积和并集面积比值得到。

$$\text{IoU} = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \quad (8)$$

2.3 结果与分析

2.3.1 通用检测算法检测效果分析

为验证所提算法 SIAF-YOLOv8n 的有效性,将其与当前通用主流检测算法在双孢菇数据集上进行性能对比试验。所有模型均使用相同的双孢菇数据集进行训练,且训练参数设置一致。测试集包含 423 幅图像,通过对比精确率 (AP) 指标评估网络性能。AP 值越高,代表模型的识别精度越好。

由于双孢菇模板中存在许多较小目标,本研究采用 AP50 和 AP50-95 进行全面评估。AP50 是将 IoU 设置为 0.5,计算双孢菇的 AP 值。AP50-95 表示在不同 IoU 阈值(从 0.50 到 0.95,步长 0.05)下计算双孢菇的 AP 值的平均值。AP50 与 AP50-95 指标可从不同角度反映了模型的检测精度。此外,为验证算法模型在实际生产中的检测效率,将 423 幅测试集图像分别输入各模型,统计每幅图像的平均检测时间。试验结果见表 2。

对 Faster R-CNN^[8]、YOLOv3-Tiny^[9]、YOLOv5n、YOLOv6n^[10]、YOLOv8n、YOLOv10n^[11]、YOLOv11n 等通用目标检测算法比较分析,结果表明本研究所提的 SIAF-YOLOv8 模型在检测精度、速度与模型大小之间取得了最佳平衡。其在保持仅次于 Faster R-CNN 的高精度 (AP50 最高, AP50-95 差值仅 0.013) 的同时,检测速度显著快于 YOLOv10n、YOLOv11n 等最新轻量模型,且模型权重低于多数对比模型,完全满足工业应用的实时性与轻量化部署要求。

综上,改进后的 SIAF-YOLOv8 算法在检测精度、检测速度和模型轻量化方面表现出优异性能,尤其在工业生产现场的实际应用中具有更高的适用性和可靠性。

表 2 通用模型对比试验结果

Tab.2 Comparison test results of general model

模型	Precision	Recall	AP50/%	AP50-95/%	单幅图像推理时间/ms	权重文件大小/MB
Faster R-CNN	0.975	0.917	0.957	0.870	37.3	45.42
YOLOv3-Tiny	0.953	0.844	0.914	0.775	8.6	23.20
YOLOv5n	0.943	0.929	0.973	0.834	9.5	5.00
YOLOv6n	0.95	0.923	0.97	0.831	9.8	8.27
YOLOv8n	0.955	0.923	0.975	0.841	9.5	5.90
YOLOv10n	0.945	0.927	0.977	0.842	13.0	5.47
YOLOv11n	0.955	0.909	0.971	0.835	14.2	5.20
SIAF-YOLOv8	0.945	0.985	0.985	0.857	12.0	5.60

2.3.2 模块正则化参数实验分析

为深入探讨 SimAM 模块对性能的贡献,对 SimAM 模块中的正则化参数进行了敏感性分析。通过调整正则化参数 λ 的取值(分别为 0.1、0.01、

0.001、0.000 1、0.000 01、0.000 001),在双孢菇数据集上进行了 5 次独立试验,以验证不同 λ 值对模型性能的影响,结果表明,正则化参数的取值显著影响模型的检测精度。具体试验结果如表 3 所示。

表 3 正则化参数试验分析

Tab.3 Regularization parameter experiment analysis

λ 值	AP50/%	AP50-95/%	单幅图像推理时间/ms
0.1	0.974	0.832	12
0.01	0.976	0.833	12
0.001	0.976	0.831	12
0.000 1	0.985	0.857	12
0.000 01	0.977	0.835	12
0.000 001	0.974	0.828	12

当 $\lambda = 0.000\ 1$ 时,改进后的 SIAF-YOLOv8n 模型在 AP50 和 AP50-95 指标上分别达到了 0.985 和 0.857 的最优性能。相比之下,当 $\lambda = 0.1$ 时,模型的 AP50 和 AP50-95 分别下降至 0.974 和 0.832;而当 $\lambda = 0.000\ 001$ 时,AP50 和 AP50-95 进一步下降至 0.974 和 0.828。这表明,过大的正则化参数可能导致模型对双孢菇特征的注意力权重调整不足,而过小的正则化参数则可能引入噪声,影响模型的检测精度。此外,分析了不同 λ 值对模型检测速度影响的结果显示,改进后的模型在不同 λ 值下的检测速度基本保持一致(约 12 ms),略低于原 YOLOv8 模型的 2.5 ms,但显著快于当前最新的 YOLOv10n 和 YOLOv11n 模型(分别快 1.0、2.2 ms)。综合考虑精度和速度, $\lambda = 0.000\ 1$ 是最佳选择,能够实现最优的检测精度,同时保持较高的检测效率,完全满足工业生产现场的实时性要求。

2.3.3 消融实验对比分析

为进一步验证 SimAM 模块与 AFPN 网络的交互影响,设计了 4 组试验组,如表 4 所示。均使用相同的双孢菇数据集进行训练和测试。YOLOv8n-SimAM 为骨干特征提取网络添加 SimAM 注意力机制后的模型,其 AP50、AP50-95 分别提升 0.1%、0.2%,SimAM 通过增强对双孢菇特征的选择性注意,有效抑制背景噪声,从而提高模型在复杂背景下的检测准确率。由于其轻量化特点,SimAM 并未增加额外参数,模型权重保持不变。YOLOv8n-AFPN 模型将原来 neck 部分网络更换为渐进特征堆叠网络(AFPN),在 AP50、AP50-95 指标上分别高出原 YOLOv8 模型 0.9%、1.3%,同时模型权重更小,占用的设备内存更低,整体性能更优。SIAF-YOLOv8n 模型在添加了 SimAM 注意力机制并更换

AFPN 特征渐进堆叠网络后,检测精度进一步提升达到了最高,AP50、AP50-95 分别达到了 98.5%、85.7%,整体性能最优。

表 4 消融试验

Tab.4 Ablation test

模型	AP50/%	AP50-95/%	单幅图像推理时间/ms	权重文件大小/MB
YOLOv8n	0.975	0.841	9.5	5.9
YOLOv8n-SimAM	0.976	0.843	10.0	5.9
YOLOv8n-AFPN	0.984	0.854	11.9	5.6
SIAF-YOLOv8n	0.985	0.857	12.0	5.6

2.3.4 可视化结果分析

从生产现场随机拍摄获取了 4 幅双孢菇图像,如图 4 共包含场景一至四。其中原模型检测场景代表 YOLOv8 模型检测不同场景的效果示意图,改进模型检测场景代表 SIAF-YOLOv8n 模型检测不同场景的效果示意图。可视化结果显示,原 YOLOv8 算法在场景二、三的检测中均存在小目标漏检现象,难以满足工厂生产高精度要求。相比之下,SIAF-YOLOv8 算法对小目标的检测识别能力显著提升,能够准确识别图像中的多处小目标,具体检测数量如表 5 所示。这得益于 AFPN 结构从骨干网络获取 4 层有效特征层,并通过卷积、上采样和下采样等操作,融合了不同尺度的特征信息,因此对小目标尺寸的检测效果表现更为优秀。同时 SimAM 注意力机制通过动态调整特征图的通道权重,能够有效地捕捉不同尺度的双孢菇特征。

此外,为进一步验证所提算法的有效性,对上述现场拍摄的 4 幅图像生成对应的可视化热力图,如图 5 所示,其中原模型检测场景代表 YOLOv8 模型在不同场景的热力图检测效果图,改进模型检测场景代表 SIAF-YOLOv8n 模型在不同场景的热力图检测效果图,热力图区域设置为显示双孢菇区域,以便更直观展示算法的效果。结果显示,SIAF-YOLOv8n 算法在双孢菇区域的热力图效果更佳,尤其是在小目标区域较多的位置,显示效果更为显著,结合现场检测数量结果(如表 5 所示)表明所提算法在小目标等复杂场景下表现稳定,具有较强的鲁棒性。

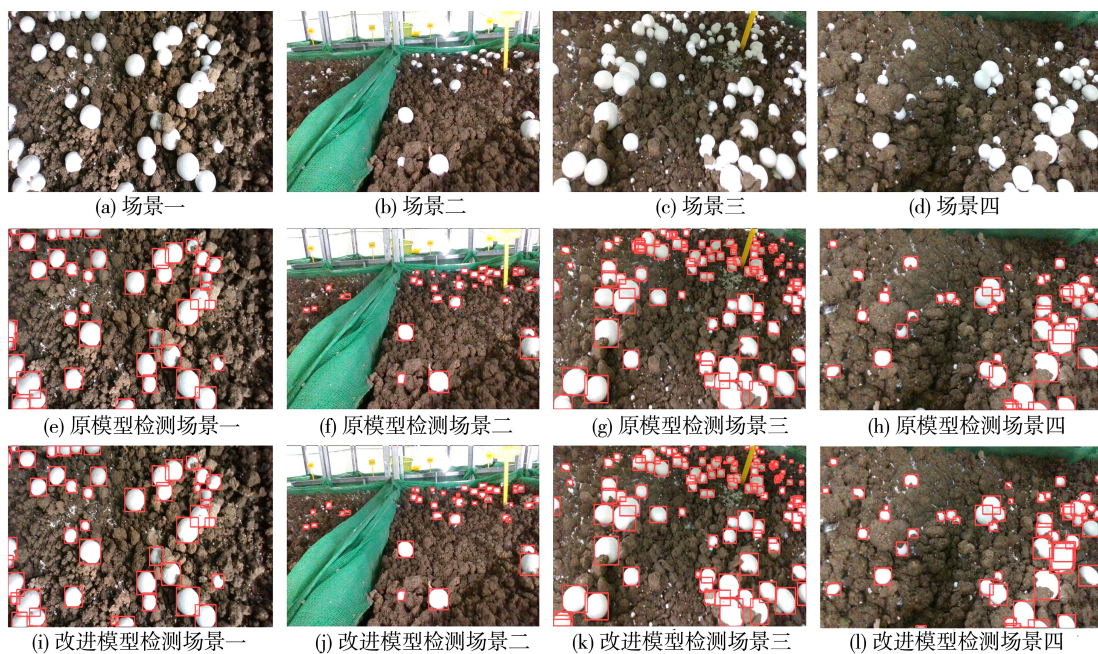


图4 现场图像检测效果对比

Fig.4 Comparison of field image detection effects

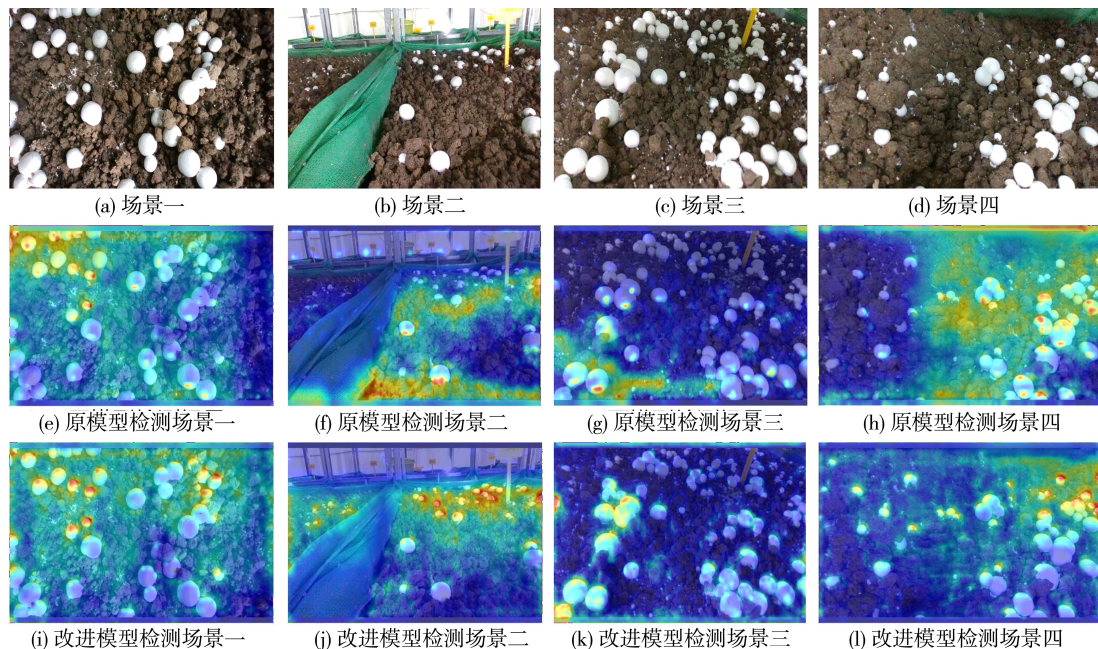


图5 热力图检测效果对比

Fig.5 Comparison of detection effects

目标检测结果是通过检测框进行呈现,最终实现替代传统人工进行检测,故对图4(a)~图4(d)共4幅图像进行人工对比计数分析,将改进前后的算法与人眼检测结果进行对比。默认双孢菇真实数量为人眼计数结果,即默认人工检出率为100%、错检率为0。检出率 D_{rate} 计算方法如式(9)。

$$D_{rate} = \frac{B_{num}}{A_{num}} \quad (9)$$

其中, B_{num} 为算法正确检出双孢菇数量、 A_{num} 为真实双孢菇数量。检测中存在漏检(真实双孢菇未识别)、误检(将非双孢菇物体识别为双孢菇)统一归为错误识别数量 e_{all} ,错检率 E_{err} 计算方法见

式(10)。

$$E_{\text{err}} = \frac{e_{\text{all}}}{A_{\text{num}}} \quad (10)$$

由表 5 可知双孢菇真实数量为 249 个,原 YOLOv8 模型的检出率为 91.1%,错检率为 10.8%。而 SIAF-YOLOv8 检出率为 96.3%,错检率降低为 5.2%,试验结果表明 SIAF-YOLOv8 在现场实际检测精度有显著提升,满足工业化生产检测要求。

表 5 对比人眼计数结果

Tab.6 Comparison with human vision results

方法	正确检出 数量/个	误检数 量/个	漏检数 量/个	错检 率/%	检出 率/%
人工	249	0	0	0	100
YOLOv8	227	5	22	10.8	91.1
SIAF-YOLOv8	240	4	9	5.2	96.3

3 结束语

在双孢菇工业生产进程中,传统人工识别采

摘方式面临可靠性低、成本高及主观依赖强等瓶颈。本研究基于 YOLOv8n 算法提出一种高效检测方法,有效提升了自动化识别性能,实验结果表明,改进后的 SIAF-YOLOv8n 模型在检测精度上表现优异,其中 AP50 和 AP50-95 分别达到 98.5% 和 85.7%,较原 YOLOv8 算法分别提升了 1.0% 和 1.6%。尽管检测速度为单幅图像 12 ms,略低于原模型的 2.5 ms,但仍能满足工业生产的实时性需求。此外,改进后的模型权重仅为 5.6 MB,进一步降低了设备存储压力。该方法在检测精度、模型轻量化及推理速度等方面均取得良好平衡,具备较强的工程应用潜力。

未来研究可进一步优化网络结构,如在保持精度的前提下提升检测速度,以适应高速流水线作业场景;同时,增强模型对光照变化、遮挡及重叠目标的鲁棒性,扩大数据集的多样性与规模,也将是提升泛化能力的关键方向。此外,结合机械臂控制策略进行端到端系统集成,实现识别-定位-采摘一体化,将是实现全自动蘑菇生产的重要下一步。

参考文献:

- [1] LI C T, XU S. Edible mushroom industry in China: current state and perspectives[J]. Applied Microbiology and Biotechnology, 2022, 106(11): 3949-3955.
- [2] 刘雪,莫桐桐,郑文瑞,等. 双孢菇生产智能控制技术研究现状及发展趋势[J]. 智慧农业导刊, 2023, 3(2): 7-12.
- [3] 王磊磊,王斌,李东晓,等. 基于改进 YOLOv5 的菇房平菇目标检测与分类研究[J]. 农业工程学报, 2023, 39(17): 163-171.
- [4] 华金. 基于机器视觉的双孢菇品质检测与分级方法研究[D]. 淄博: 山东理工大学, 2024.
- [5] 韩瑞青. 基于深度视觉的成簇双孢菇采摘方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2023.
- [6] 吕强,林刚,蒋杰,等. 基于改进 YOLOv5s 模型的自然场景中绿色柑橘果实检测[J]. 农业工程学报, 2024, 40(18): 147-154.
- [7] 杨震宇,汪小昆,祁子涵,等. 基于改进 YOLOv8 的草莓识别与果梗采摘关键点检测[J]. 农业工程学报, 2024, 40(18): 167-175.
- [8] REN S Q, HE K M, 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.
- [9] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: an incremental improvement[EB/OL]. (2018-04-08)[2025-01-02]. <https://arxiv.org/abs/1804.02767>.
- [10] LI C Y, LI L L, JIANG H L, et al. YOLOv6: a single-stage object detection framework for industrial applications[EB/OL]. (2022-09-07)[2025-01-02]. <https://arxiv.org/abs/2209.02976>.
- [11] WANG A, CHEN H, LIU L H, et al. YOLOv10: real-time end-to-end object detection[EB/OL]. (2024-05-23)[2025-01-10]. <https://arxiv.org/abs/2405.14458>.

(责任编辑: 方素华)