

基于 YOLO v8 - ABSeg 的双孢蘑菇表型参数提取方法

苗全龙¹ 周扬¹ 李建涛² 周延锁^{3,4} 李玉³

(1. 浙江科技大学信息与电子工程学院, 杭州 310023; 2. 西湖大学(杭州)发展有限公司, 杭州 310024;

3. 浙江省现代农业装备设计研究院, 杭州 310003; 4. 浙江省工业和信息化研究院, 杭州 310003)

摘要: 针对双孢蘑菇采摘前人工获取其表型参数效率低、成本高的问题,提出了一种基于实例分割且适用于现代化工厂环境的双孢蘑菇表型参数提取方法。首先,对 YOLO v8n - Seg 实例分割模型进行改进,引入快速神经网络(Faster neural network, FasterNet),并采用局部卷积(Partial convolutions, PConv)减少冗余计算和内存访问,引入 SE(Squeeze-and-excitation)注意力机制到特征融合网络中,增加了网络对输入信息中重要部分的关注度,降低无关信息的干扰,改进后的模型完成了对双孢蘑菇目标的实例分割。最后,基于分割结果,提出了双孢蘑菇子实体4种表型参数的提取方法,包括菇盖直径、菇盖圆度、菇盖白度以及菇盖表面色斑。实验结果表明,YOLO v8 - ABSeg 模型在自建双孢蘑菇数据集上的 mask 精度比原模型提高了 1.6 个百分点,且参数数量、浮点数运算量和内存占用量分别降低了 38.7%、25.0% 和 36.8%,帧率提高了 11.3%。此外,双孢蘑菇表型参数计算结果与人工测量结果误差小于 10%。该方法可应用于双孢蘑菇表型参数的自动化获取,为生长模型建立、在线实时环境控制等提供技术基础。

关键词: 双孢蘑菇; 表型参数提取; 实例分割; 轻量化; 注意力机制; YOLO v8

中图分类号: S126

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2025)03-0158-11

OSID:



Extraction Method of Phenotypic Parameters of *Agaricus bisporus* Based on YOLO v8 - ABSeg

MIAO Quanlong¹ ZHOU Yang¹ LI Jiantao² ZHOU Yansuo^{3,4} LI Yu³

(1. School of Information and Electronic Engineering, Zhejiang University of Science and Technology, Hangzhou 310023, China

2. West Lake University (Hangzhou) Development Co., Ltd., Hangzhou 310024, China

3. Zhejiang Institute of Modern Agricultural Equipment Design and Research, Hangzhou 310003, China

4. Zhejiang Institute of Industry and Information Technology, Hangzhou 310003, China)

Abstract: In order to overcome the problem of low efficiency and high cost in the manual acquisition of phenotypic parameters of *Agaricus bisporus*, an instance segmentation-based method for calculating phenotypic parameters for modern industrial environments was proposed. Firstly, the YOLO v8n - Seg instance segmentation model was improved through the introduction of faster neural network (FasterNet), including the employment of partial convolutions (PConv) to reduce redundant computations and memory accesses. The squeeze-and-excitation (SE) attention mechanism was incorporated into the feature fusion network to enhance the model's focus on the critical target components, minimizing interference from irrelevant background. The improved model successfully performed instance segmentation on *Agaricus bisporus*. Based on the segmentation results, four phenotypic parameters of the mushroom sub-entities were figured out: cap diameter, cap roundness, cap whiteness, and the color spots on the surface. Experimental results demonstrated that the YOLO v8 - ABSeg model achieved a 1.6 percentage points improvement in mask accuracy on proposed custom-built *Agaricus bisporus* dataset, with reductions of 38.7%, 25.0%, and 36.8% in the number of parameters, floating-point operations, and weight file size, respectively, frames per second was increased by 11.3%. Additionally, the calculated phenotypic parameters exhibited a measurement error of no more than 10% when compared with manual measurement

收稿日期: 2024-12-20 修回日期: 2025-02-10

基金项目: 浙江省“三农九方”农业科技协作计划揭榜挂帅项目(2023SNJF027)、浙江省领雁计划项目(2021C02038&2021C02061)、温岭市“揭榜挂帅”重点研发项目(2022N00005)和中央农机研发制造推广应用一体化试点项目(2025ZYNJYFZZ009)

作者简介: 苗全龙(2000—),男,硕士生,主要从事食用菌表型技术研究,E-mail: 222308855061@zust.edu.cn

通信作者: 周扬(1983—),男,副教授,博士,主要从事食用菌表型技术研究,E-mail: zybuaa@163.com

results. This method provided a foundation for the automation of phenotypic parameter extraction and can be applied to other applications like the development of growth models and real-time environmental control systems, and so on.

Key words: *Agaricus bisporus*; phenotype parameter extraction; instance segmentation; lightweight; attention mechanism; YOLO v8

0 引言

双孢蘑菇隶属于担子菌科,其营养成分丰富,富含碳水化合物、蛋白质、矿物质和维生素等多种营养成分和活性物质,具有抗微生物、抗糖尿病、抗高血压和抗氧化等多种功效,具有显著的食用和药用价值^[1]。双孢蘑菇的新鲜度、菌盖大小、颜色及形状等表型特征直接影响其价格,尽管已经实现工厂化生产,但在采收前阶段,双孢蘑菇是否达到采收标准仍然依赖于采收工人的经验判断。这种方式具有较强的主观性,同时面临高劳动力成本和低生产效率的问题,限制了双孢蘑菇的采收效率。因此,如何快速识别双孢蘑菇生长状况并获取其表型参数,是提高工业化栽培产量的关键技术之一^[2]。

随着深度学习技术在农业图像处理领域的广泛应用,图像处理技术已成为农业研究的一个重要方向,并在目标分类、病虫害检测及作物分割等方面得到广泛应用^[3]。机器视觉结合硬件设备在工厂环境中测量双孢蘑菇表型参数的技术将成为高效的自动化检测手段,在双孢蘑菇的工业化栽培中发挥关键作用。计算双孢蘑菇表型参数的首要步骤是将双孢蘑菇从背景中有效分割出来,分割后能够消除背景干扰。在传统图像处理领域,通常采用分水岭算法、大津算法(Otsu 算法)及形态学方法来分割作物。JI 等^[4]提出了一种基于分水岭算法的双孢蘑菇检测与定位算法,通过 Hough 变换计算蘑菇的位置信息和直径。CHEN 等^[5]提出了一种前景提取方法,通过动态调整全局阈值分割算法的阈值,结合距离变换和区域滤波技术,从复杂背景中有效分离出双孢蘑菇,并通过分水岭算法识别和分割成熟蘑菇。然而,这些基于传统图像处理方法的双孢蘑菇分割算法容易受到环境光照变化、蘑菇子实体重叠及相似性等复杂场景的影响,导致其在工厂化现场的适用性较差。

尽管传统机器学习方法如贝叶斯分类器和支持向量机已经应用于作物目标检测,但在处理高维特征时存在局限性,难以满足实际生产中的实时需求。基于深度学习的目标识别算法在农业图像处理中得到了越来越广泛的应用。这些算法主要分为单阶段和双阶段两类。双阶段算法如 R - CNN^[6] 系列

(Fast R - CNN、Faster R - CNN^[7] 和 Mask R - CNN^[8])首先生成候选区域,然后通过网络预测目标的分类和定位。而单阶段算法如 SSD^[9] 和 YOLO^[10-13] 系列,则直接通过神经网络执行特征提取,同时进行目标分类和定位,因其检测速度更快适用于实时检测场景。YOLO 系列的模型已经广泛应用于农业研究中^[14-15]。上述算法通常伴随着较大的权值文件、参数数量和浮点数运算量,阻碍了改进后模型在边缘设备上的部署。因此,研究人员开始关注目标识别算法的轻量化方法。冀汶莉等^[16]提出了基于 YOLO v5 的轻量化杂草识别方法,使用轻量级网络 PP - LNet 重构了识别模型中的特征提取网络,减少了模型参数数量。综上所述,现有的研究大多集中于提高模型的准确性,而未充分考虑资源受限设备的部署成本。对于分割后作物的表型参数测量并未做详细的研究,无法真正应用于现代化工厂栽培环境中。

本文提出一种基于 YOLO v8n - Seg 的轻量化实例分割模型,称为 YOLO v8 - ABSeg。该模型在保持模型轻量化的同时可提高检测精度,适用于计算资源受限的设备。提出双孢蘑菇表型特征的计算方法,并分析表型计算结果中的误差来源。

1 材料与方法

1.1 实验平台和数据采集

双孢蘑菇图像均拍摄于浙江省桐乡市隆宸现代农业科技有限公司的双孢菇房内,采用微软 Azure Kinect DK TOF 深度传感器相机,适合在菇床上方的狭小空间内拍摄,配合环形光源,提供均匀且无阴影的照明。由于相机与物体之间的距离不同,物体在成像平面上的大小和形状会发生变化,产生透视误差^[17]。为了减少这种误差,将标定板放置在平台上并使相机对准标定板,随后使用图像处理软件 HALCON 分析拍摄到的图像,提取标定板上的特征点,计算相机在不同高度下的内外参数及标定板的测量尺寸结果。通过比较不同高度时标定板的测量尺寸结果与真实尺寸结果之间的误差,发现当相机高度位于物体上方 13 ~ 17 cm 时,透视误差导致的物体尺寸误差小于 10%,符合实验要求。因此,最终选择相机高度为 15 cm 进行后续采集,并以俯视

角度拍摄双孢蘑菇。图像采集装置如图 1 所示。



(a) 采集支架 (b) 深度相机和环形光源

图 1 工厂化图像采集装置

Fig.1 Factory image acquisition device

由于图像世界和现实世界在长度度量单位上存在差异,因此需要计算图像的空间分辨率。具体方法为:将水平放置的物体作为参考,记录物体两端标记点间的实际长度。然后,利用绘图工具测量两标记点之间的像素数量,依据空间分辨率公式计算像素数量与实际长度之间的比例关系。

通过将已获得的双孢蘑菇直径像素数量除以空间分辨率,即可得到双孢蘑菇的实际直径。

在实验室中进行图像标定,所用的标定圆如图 2 所示。将相机固定在距离标定圆上方 15 cm 处,并保持相机处于水平状态。手动测量标定圆 1、2、3 的实际直径分别为 4、6、8 cm。在绘图工具中获得标定圆 1 两端坐标为 (68,332) 和 (243,332),计算得到标定圆 1 直径像素数量为 175,求得空间分辨率为 43.75 像素/cm;标定圆 2 两端坐标为 (358,332) 和 (614,332),计算得到标定圆 2 直径像素数量为 256,求得空间分辨率为 42.67 像素/cm;标定圆 3 两端坐标为 (692,332) 和 (1040,332),计算得到标定圆 3 直径像素数量为 348,求得空间分辨率为 43.5 像素/cm。按照上述方法,测量了 30 组标定圆的空间分辨率,得到的平均空间分辨率 $A_{sr} = 42.71$ 像素/cm,表明实际距离 1 cm,图像上为 42.71 像素。

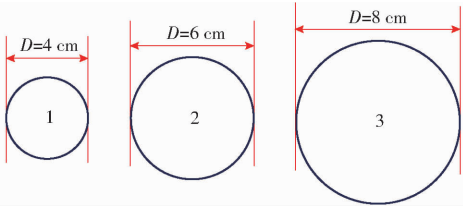


图 2 标定圆

Fig.2 Calibration circle

1.2 数据集与网络训练

实验数据集共包含 800 幅双孢蘑菇的原始图像,分辨率为 640 像素 × 480 像素,使用 ISAM 半自动图像分割标注工具进行图像标注。该工具有效提高了标注精度,同时减少了人工工作量。每幅图像的标签均以 JSON 格式存储。为了适应 YOLO 算

法,编写了 Python 脚本,自动将标签转换为 COCO 数据集格式。

考虑到原始数据集数量较少可能导致模型在训练数据上过度拟合,使用 Augmentor 工具对数据集进行扩展,以增强蘑菇特征、避免过拟合并提高模型的泛化能力。数据增强方法包括降低亮度、左右镜像、垂直镜像、高斯噪声和高斯模糊。图 3 展示了部分增强后的图像。数据增强后,数据集中的图像数量从原始的 800 幅扩展到 2 400 幅。随后,按照 8:1:1 的比例将数据集划分为训练集、验证集和测试集,最终的训练集包含 1 920 幅图像,验证集包含 240 幅图像,测试集包含 240 幅图像。

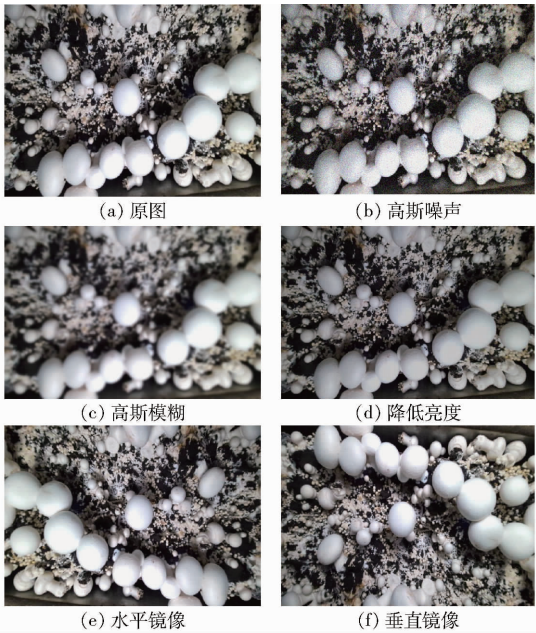


图 3 数据增强图像

Fig.3 Data enhanced images

本实验所用操作系统为 Windows 10,深度学习框架为 PyTorch。环境设置的详细信息如下:中央处理器为 AMD EPYC 9754,显卡为 NVIDIA GeForce RTX 4090D 24G,Torch 版本为 2.1.2 + cu121,编程语言为 Python 3.10.8。训练阶段的超参数如下:输入图像大小为 640 像素 × 640 像素,批量大小为 32,不加载预训练权重,优化器选用随机梯度下降 (SGD),训练轮次为 250 个周期,使用马赛克在线增强 240 轮次。初始学习率为 0.02,动量和权重衰减值分别为 0.9 和 0.000 5。其他训练参数均采用 YOLO v8n - Seg 的默认设置。

1.3 实例分割模型改进

1.3.1 YOLO v8 - ABSeg 模型

YOLO v8^[18]模型广泛应用于目标检测、目标跟踪、实例分割和图像分类等领域。YOLO v8 在主干网络部分引入了 CSPDarkNet53 的网络结构,以提高计算资源的利用效率。颈部结构采用跨阶段部分

网络 (Cross stage partial network, CSP), 融合原始特征与多次卷积后的特征, 以增强网络的特征提取能力。此外, Backbone 和 Neck 部分均采用 C2f 结构, 进一步丰富特征信息。Head 部分采用了解耦头设计, 将分类和检测任务分离, 分类分支使用二分类交叉熵 (Binary cross-entropy, BCE) 损失函数, 回归分支则采用分布焦点损失 (Focal loss), 并采用了无锚点 (Anchor-free) 设计。YOLO v8 - Seg 在 YOLO v8 的基础上进一步提升了实例分割任务的性能, 在 Head 部分新增了一个分割分支, 用于生成每个检测到的目标的像素级分割掩膜。与 YOLO v5 类似, YOLO v8 根据不同应用场景提供 n、s、m、l、x 5 种模型规模。

在双孢蘑菇表型参数计算任务中, 实际应用场景通常位于工厂化种植基地。现场计算资源和硬件设备相对有限。因此, 需要轻量级、低延迟和高准确率模型。YOLO v8n - Seg 模型的规模最小, 参数量较少, 硬件要求较低, 适合作为基础模型。本研究中, 通过将快速神经网络^[19]引入特征提取网络, 并增加 SE 注意力机制^[20], 提出了适用于蘑菇子实体实例分割的新模型 YOLO v8 - ABSeg, 该模型专注于提取菇盖的关键特征, 从而提高了数据处理的效率和准确性。在保持精度的同时有效降低了模型复杂度, 满足了模型的高精度和低复杂度要求。YOLO v8 - ABSeg 网络结构如图 4 所示。

1.3.2 Backbone 中引入 FasterNet 模块

提高浮点数运算量的一个重要方向是减少算子频繁访问内存。相关文献表明, 引入 PConv 能进一步减少冗余计算和内存访问, 从而实现更高效的特征提取。因此, 在 YOLO v8 - ABSeg 网络的设计中,

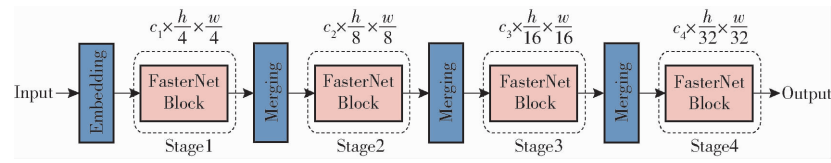


图 5 快速神经网络 (FasterNet) 示意图

Fig. 5 Schematic of faster neural network (FasterNet)

此项改进过程中, PConv 利用特征图内部的冗余特性, 避免了对所有输入通道进行全面卷积计算, 因此, PConv 在保持较低理论计算复杂度的同时拥有更高的实际运行速度, 更有效地利用设备的计算资源。FasterNet Block 是 FasterNet 的基本构件模块, 该模块由 PConv、逐点卷积、归一化和激活函数组成, 在中间层之后使用批量归一化和 ReLU 激活函数, 以保持特征多样性并实现更低的延迟, 快速网络模块如图 6b 所示。

PConv 对输入通道的一部分应用普通卷积以进

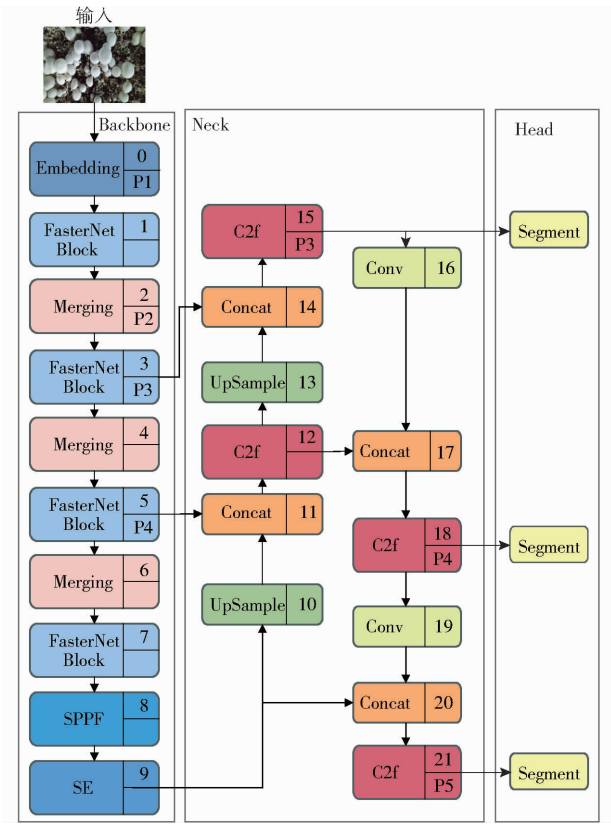


图 4 YOLO v8 - ABSeg 网络结构图

Fig. 4 YOLO v8 - ABSeg network structure

将 YOLO v8 - Seg 中 Backbone 的 CBS 和 C2f 层用微型版本的 FasterNet - T0 中的部分模块进行替换, 包括嵌入层 (Embedding: 步长为 4 的 4×4 传统卷积)、合并层 (Merging: 步长为 2 的 2×2 传统卷积) 和 FasterNet Block (如图 5 所示)。此外, 保留了原 YOLO v8n - Seg 模型中的空间金字塔池化 (Spatial pyramid pooling-fast, SPPF) 用于控制自适应输出, 由此构建了本模型的轻量化特征提取网络。

行空间特征提取, 并且保留其余通道不变。输入的特征图

$$X = \mathbf{R}^{C \times H \times W} \quad (1)$$

式中 C ——特征图通道数

H ——特征图高

W ——特征图宽

为了实现连续或规则的内存访问, PConv 将连续的 C_p 个通道作为整个特征图进行计算。PConv 的浮点数运算量为

$$F_{Conv} = HWK^2 C_p^2 \quad (2)$$

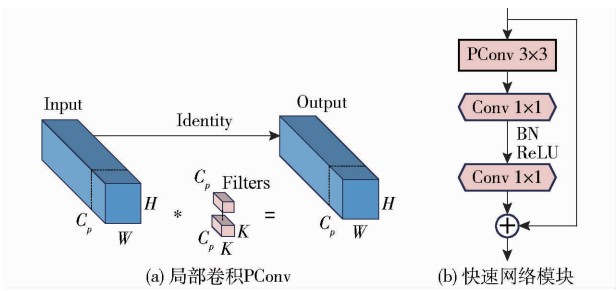


图 6 局部卷积和快速网络模块结构示意图
Fig. 6 Schematic of partial convolution and the FasterNet block

式中 K ——卷积核大小

当 $C_p/C = 1/4$ 时, PConv 的浮点数运算量仅为普通卷积的 $1/16$, PConv 的内存访问量为 $H \times W \times K^2 \times 2C_p$ 。

PConv 架构如图 6a 所示。在经过两次逐点卷积后, FasterNet Block 的浮点数运算量为

$$F_{Conv} = HW(K^2 C_p^2 + C^2) \quad (3)$$

基于 PConv 构建的 FasterNet 架构相比 YOLO v8n-Seg, 通过使用更少的参数和更快的运行速度提取特征, 同时保持了较高的精度。该设计优化了模型的整体性能, 实现了高效而快速的双孢蘑菇实例分割。

1.3.3 SE 注意力机制

SE 注意力机制旨在提高神经网络模型的性能, 通过自动学习的方式, 基于一个新的附加网络, 得到特征图中每个通道的重要性, 使每个特征赋予一个权重值, 从而让网络聚焦于对当前蘑菇分割有用的特征通道, 同时抑制对背景分割区分度较小的特征通道, 网络结构如图 7 所示。

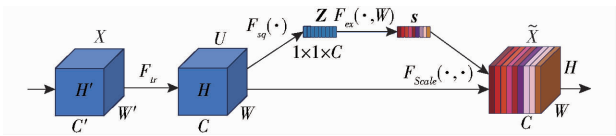


图 7 SE 注意力机制
Fig. 7 SE attention mechanism

SE 网络首先对输入特征图 X 的每一层进行传统 2D 空间核卷积 (F_{tr}), 得到 C 个输出的特征图 U , 接着进行压缩 (F_{sq}) 操作实现全局平均池化, 将包含全局信息的特征图压缩成一个 $1 \times 1 \times C$ 的特征向量 Z , 即将每个二维通道特征图变成一个具有全局感受野的数值, 此时 1 个像素表示 1 个通道, 去掉了空间分布信息, 有助于分析通道间的相关性。特征向量 Z 的第 C 个元素 Z_c 定义为

$$Z_c = F_{sq}(U_c) = \frac{1}{HW} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W U_c(i, j) \quad (4)$$

式中 $U_c(i, j)$ ——特征图 U 的第 i 行、第 j 列元素

随后进行激励 (F_{ex}) 操作, 采用 2 个全连接层和 2 个激活函数输出与输入特征相同数目的权重值, 即每个特征通道的权重系数。第 1 个全连接层将 C 个通道压缩为 C/r 个通道, 以减少计算量, 随后通过一个 ReLU 非线性激活层进行处理, 其中 r 为缩减比例。接着, 第 2 个全连接层将通道数恢复至 C 个通道, 再通过 Sigmoid 激活层输出权重向量 s 。最终得到的权重向量 s 的维度为 $1 \times 1 \times C$, 用于表示特征图 U 中 C 个通道的权重。该权重向量揭示了每个通道的重要性, 帮助识别对当前任务更为关键的通道。权重向量 s 定义为

$$s = F_{ex}(z, W) = \sigma(g(z, W)) = \sigma(W_2 \delta(W_1 z)) \quad (5)$$

式中 z ——压缩后的实数

$F_{ex}(z, W)$ ——特征图的激励

σ ——Sigmoid 函数

δ ——ReLU 函数

W_1 ——降维矩阵

W_2 ——升维矩阵

最后, 执行重新加权 (F_{scale}) 操作。通过将生成的权重向量 s (维度为 $1 \times 1 \times C$) 与特征图 U (维度为 $H \times W \times C$) 中对应通道的元素相乘, 获得提取后的特征信息, 同时完成对原始特征的重校准。

本研究提出的 YOLO v8-ABSeg 模型中, SE 注意力机制嵌入在 SPPF 层之后, 能够动态调整各通道的特征强度, 有效地突出不同尺度下 (不同菇盖大小) 的重要特征, 并抑制噪声或无关背景特征。这一改进使得多尺度特征融合更加精准, 从而提高了对菇盖细节区域的分割敏感度, 进一步提升了分割精度。

1.3.4 评价指标

为了全面、公正地评估模型的性能, 采用以下评价指标: 精确率 (Precision, P)、召回率 (Recall, R)、平均精度均值 (mean Average Precision, mAP)、模型参数量 (Params)、浮点数运算量 (Floating point operations, FLOPs)、帧率 (Frames per second, FPS) 和模型内存占用量。

1.3.5 双孢蘑菇子实体分割

双孢蘑菇的表型可以通过子实体的个体特征来描述, 因此获取单个子实体的图像至关重要。首先, 需要重建掩膜图像, 即使用本文提出的模型对原始图像进行分割, 提取每个目标的掩膜和类别信息。接着, 将掩膜信息转换为多边形坐标, 并判断每个像素是否位于多边形内。根据多边形内的像素和类别信息, 构建原始图像的掩膜, 原始图像与分割后的掩膜图像如图 8 所示。

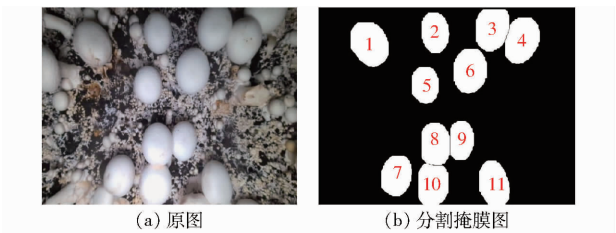


图 8 原图和分割掩膜图

获取掩膜图像后,首先应用 Canny 边缘检测算法提取图像的边缘信息^[21]。然后,基于图像中像素点的拓扑关系,尤其是边缘像素之间的连通性,遍历整个图像以识别具有相同颜色和连接性的区域,并进一步提取这些区域的边界轮廓。接下来,加载原始图像,并创建一个与其尺寸相同的全黑图像。在全黑图像上绘制提取的轮廓,并用白色填充这些轮廓,从而生成代表单个子实体的掩膜图像。部分单个子实体的掩膜图像如图 9 所示。

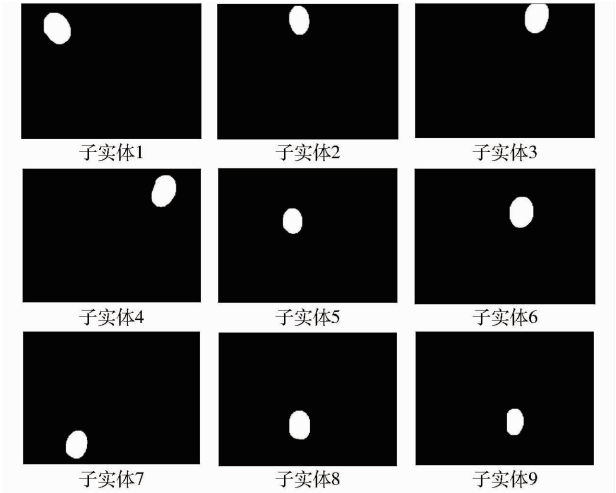


图 9 部分子实体掩膜图像

Fig. 9 Masked image of partial mushroom fruiting bodies

将子实体掩膜与原始图像进行形态学运算,提取出子实体掩膜对应区域的原始图像,并将这些区域保存为子实体图像。部分单个子实体图像如图 10 所示。

1.4 双孢蘑菇表型参数

1.4.1 菇盖直径

获取双孢蘑菇的直径,使用基于最小二乘法的椭圆拟合算法来估算蘑菇的直径,将从子实体图像中提取到的轮廓点集 (x_i, y_i) 作为输入数据。根据椭圆的一般方程^[22]

$$Ax^2 + Bxy + Dy^2 + Ex + Fy + G = 0 \tag{6}$$

式中 A ——椭圆在 x 轴上的缩放因子
 B ——椭圆的旋转因子
 D ——椭圆在 y 轴上的缩放因子
 $E、F$ ——影响椭圆的中心位置

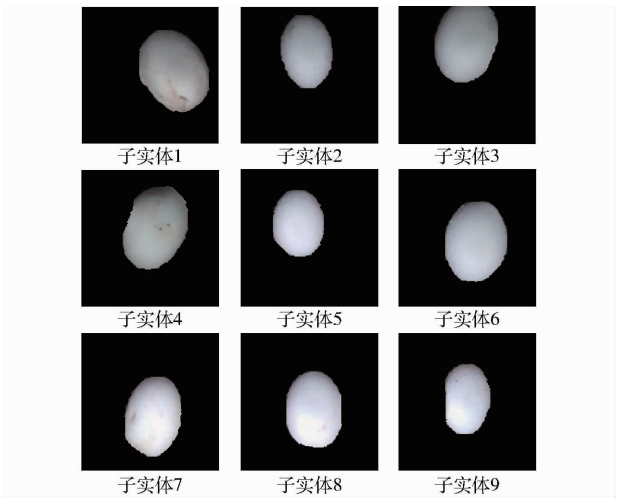


图 10 部分子实体图像

Fig. 10 Image of partial mushroom fruiting bodies

G ——常数项,影响椭圆的位置和大小
将每个点 (x_i, y_i) 代入到椭圆的一般方程中,构建的线性方程组为

$$\begin{bmatrix} x_1^2 & x_1y_1 & y_1^2 & x_1 & y_1 & 1 \\ x_2^2 & x_2y_2 & y_2^2 & x_2 & y_2 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_N^2 & x_Ny_N & y_N^2 & x_N & y_N & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A \\ B \\ D \\ E \\ F \\ G \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \tag{7}$$

通过求解椭圆拟合的一般方程组,获得椭圆的最佳参数(包括中心位置坐标、长轴长度、短轴长度和旋转角度)。考虑到双孢蘑菇的实际形状特征,本文设定拟合椭圆的长轴长度与短轴长度之比为 3:2,当长短轴长度比例超过 3:2 时,标记为异常并重新拟合,以提高拟合质量。拟合得到的椭圆长轴长度作为双孢蘑菇的直径,以反映蘑菇的实际形状特征。该方法在双孢蘑菇形状近似椭圆的前提下能够准确估算其直径,并排除非标准样本对测量结果的干扰,且对重叠的双孢蘑菇同样适用。

最后,为了验证结果,使用游标卡尺对双孢蘑菇的实际直径进行人工测量。

1.4.2 菇盖圆度

圆度用于衡量蘑菇菌盖的边缘形状与圆形之间的几何偏差。为了更直观地评估圆度,采用面积法给出圆度评定的指标,圆度公式为^[23]

$$R = S_c / S_{mcc} \tag{8}$$

式中 R ——圆度
 S_c ——菇盖面积
 S_{mcc} ——拟合最小外接圆面积

圆度的范围为 0 ~ 1,越接近 1 表示越接近理想圆,越接近 0 表示越偏离理想圆。由于存在重叠的蘑菇子实体,该子实体的部分面积会因遮挡而缺失。

因此,首先进行预处理,计算子实体面积占拟合椭圆面积的比例,当该比例小于 0.85 时,表明缺失部分较大,对菇盖圆度的结果影响较大,因此忽略该子实体。对于这些被忽略的子实体,可在蘑菇采摘后进行再次测量。

然后,利用 Jarvis 凸包算法^[24]找到子实体图像轮廓点集的凸包,并按顺时针遍历凸包上的点,记录当前点与起始点之间的距离。每遍历一个点,更新最小包围圆的圆心和半径,并检查由当前点与前一个点为直径构成的圆能否包含所有已遍历的点。如果能,就更新圆心和半径;如果不能,则使用两点法或三点法重新计算最小包围圆。通过选择最远的点或多个点来确定新的圆心和半径,确保所有已遍历点均位于圆内。每次更新后,继续遍历下一个点并检查当前圆能否覆盖所有点。最终,遍历完凸包上的所有点后,得到最小外接圆。通过最小外接圆的半径,求得最小外接圆的面积 S_{mcc} 。蘑菇的面积则通过对轮廓点应用多边形面积公式来计算,公式定义^[25]为:对于由 N 个顶点 $(x_0, y_0), (x_1, y_1), \dots, (x_{N-1}, y_{N-1})$ 组成的闭合轮廓,其面积 S 为

$$S = \frac{1}{2} \left| \sum_{i=0}^{N-1} (x_i y_{i+1} - y_i x_{i+1}) \right| \tag{9}$$

其中, (x_N, y_N) 与 (x_0, y_0) 相同,即最后一个顶点与第 1 个顶点闭合。求得菇盖的面积 S_c ,最后根据圆度公式求得圆度。

1.4.3 菇盖白度

双孢蘑菇的白度是评估其新鲜度和品质的重要指标,受到生长环境、杂菌感染、贮藏环境等诸多因素影响。为了准确描述白度,科研人员已提出多种白度指数和白度测量方法。本文选择亨特白度公式^[26]

$$W_h = 100 - [(100 - L)^2 + a^2 + b^2]^{\frac{1}{2}} \tag{10}$$

式中 W_h ——白度
 L ——亨特明度指数
 $a、b$ ——亨特色品指数

本文通过双孢蘑菇子实体图像进行白度计算。由于 RGB 和 Hunter-Lab 颜色空间无法直接转换,需要借助 XYZ 颜色空间作为中间桥梁。首先,将 $R、G、B$ 三通道进行归一化,缩放至 0~1,并通过伽马函数对 $R、G、B$ 进行校正得到 $R_s、G_s、B_s$,即

$$\begin{cases} R_s = \text{gamma}\left(\frac{R}{255}\right) \\ G_s = \text{gamma}\left(\frac{G}{255}\right) \\ B_s = \text{gamma}\left(\frac{B}{255}\right) \end{cases} \tag{11}$$

其中,伽马函数为

$$\text{gamma}(x) = \begin{cases} \frac{x}{12.92} & (x \leq 0.04045) \\ \left(\frac{x + 0.055}{1.055}\right)^{2.4} & (x > 0.04045) \end{cases} \tag{12}$$

将伽马函数校正后的双孢蘑菇子实体图像从 RGB 颜色空间转化为 XYZ 颜色空间^[27],具体转换公式为

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.4125 & 0.3576 & 0.1805 \\ 0.2126 & 0.7152 & 0.0722 \\ 0.0193 & 0.1192 & 0.9505 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R_s \\ G_s \\ B_s \end{bmatrix} \tag{13}$$

最后,将 XYZ 颜色空间转换为 Hunter-Lab 颜色空间^[27],具体转换公式为

$$\begin{cases} L = 10\sqrt{Y} \\ a = 17.2(1.0547X - Y)/\sqrt{Y} \\ b = 6.7(Y - 0.9318Z)/\sqrt{Y} \end{cases} \tag{14}$$

经过上述步骤,当菇盖上所有像素点的白度计算完成后,子实体菇盖的白度为

$$W_h = \frac{\sum_{i=1}^N W_{hi}}{N} \tag{15}$$

式中 W_{hi} ——第 i 个像素的白度
 N ——像素总数

通过与人工测量的白度值进行对比,验证算法的准确性。本文使用 CR30 型色差仪人工获取双孢蘑菇的 Hunter-Lab 值,并根据上述的亨特白度公式计算得到真实白度值。

1.4.4 菇盖色斑

菇盖表面的色斑通常表现为与周围背景具有显著变化的区域,其形状特征可通过局部角点进行描述。角点^[28]在数学上是图像中梯度方向发生显著变化的点,这一特性与色斑区域具有高度一致性。基于色斑的角点特性,可采用角点检测方法有效定位菇盖表面的色斑。通过对比研究发现,色斑区域的角点分布具有较高的密度和集中性,而由分割产生的角点通常较为稀疏,且多位于菇盖边缘。因此,为了提高色斑定位的准确性,本研究仅考虑菇盖内部的角点。对于重叠的双孢蘑菇,仅对未被遮挡的部分进行色斑检测。

因此,本文首先采用椭圆拟合方法对蘑菇子实体图像进行精确拟合,以确定菇盖区域的范围。接着,利用 FAST (Features from accelerated segment test)^[29]检测器对拟合区域进行角点检测,从而实现色斑的准确识别和定位。FAST 检测器通过选择图像中的每个像素点作为候选角点,检查其周围 16 个

像素点,形成一个圆形邻域,进而判断该点是否为角点。具体而言,若候选点的亮度显著高于或低于邻域内连续 N 个像素点的亮度差异,则认为该点为角点。在本研究中,选择 FastFeatureDetector::TYPE_9_16 类型的 FAST 检测器,阈值设置为 15,且禁用非极大值抑制。此配置意味着,在检测过程中,圆形邻域的 16 个像素点中,至少有 9 个像素点的灰度需比中心像素点的灰度高出或低于阈值(即中心像素点灰度值加上或减去阈值),才能被认定为角点。

由于噪声的影响,非色斑区域可能也会检测到少量的角点,这些角点通常分布稀疏。而色斑区域由于其几何与灰度特性,角点数量较多且分布密集。为进一步去除噪声点并准确识别色斑区域,本研究采用基于密度的 DBSCAN 聚类算法^[30]对检测到的角点进行聚类分析。参数邻域大小设置为 15,确保只将相距较近的点归为同一簇,从而

避免噪声点对聚类结果的干扰;最小样本数设置为 2,表示一个角点的邻域内至少需要有两个角点才能形成一个簇。聚类完成后,选择角点数量最多的簇作为最终的色斑区域,并使用红圈标注其范围。由于色斑区域的角点具有高密度和集中分布的特性,该方法能够有效排除噪声点的影响,并准确定位目标区域。

2 实验结果与分析

2.1 消融实验

为了评估改进模型的效果,设计了 4 组消融实验,用于比较不同改进策略对模型性能的影响。所有实验均在相同的设备和数据集上进行,且其他超参数保持一致,以确保结果的可比性。实验策略包括:FasterNet 替换主干网络;添加 SE 注意力机制。并将改进后的模型与原模型进行对比,结果如表 1 所示。

表 1 添加不同模块的消融实验结果

Tab. 1 Ablation experiment results of adding different modules

模型	P/%	R/%	mAP@ 0. 5 ;0. 95/ %	参数量	浮点数运算量	内存占用量/ MB	帧率/ (f·s ⁻¹)
YOLO v8n - Seg	90. 1	93. 7	91. 8	$3. 26 \times 10^6$	$1. 2 \times 10^{10}$	6. 8	169. 5
YOLO v8n - Seg + FasterNet	88. 3	92. 2	89. 9	$2. 00 \times 10^6$	$8. 9 \times 10^9$	4. 2	196. 1
YOLO v8n - Seg + SE	91. 5	93. 5	92. 1	$3. 27 \times 10^6$	$1. 2 \times 10^{10}$	6. 8	161. 3
YOLO v8 - ABSeg	91. 7	92. 7	92. 3	$2. 00 \times 10^6$	$9. 0 \times 10^9$	4. 3	188. 7

实验结果表明,在 YOLO v8n - Seg 的基础上,仅用 FasterNet 网络替换原主干网络,模型的参数量、浮点数运算量和内存占用量分别比 YOLO v8n - Seg 降低了 38. 7%、25. 8% 和 38. 2%,帧率提高了 15. 7%,但是精确率、召回率和平均精度均值均有所下降。这表明,尽管 FasterNet 能够有效降低模型的复杂性,进而提高推理速度,但在特征提取和目标识别方面的能力有所减弱,导致漏检率的增加。在 SPPF 之后引入 SE 注意力机制,通过对特征通道进行自适应重标定,有效增强了模型对关键信息的关注。尽管该改动未引起参数量的显著变化,但平均精度均值和精确率分别提升了 0. 3 个百分点和 1. 4 个百分点,使得模型的识别性能

有所提升,具有更强的鲁棒性和准确性。最后,将两个模块同时引入到原模型中,结果显示,改进后模型参数量、浮点数运算量和内存占用量分别比 YOLO v8n - Seg 降低了 38. 7%、25. 0% 和 36. 8%,帧率提高了 11. 3%。在菇房便携式低算力设备的应用背景下,YOLO v8 - ABSeg 模型更适用于双孢蘑菇分割任务。

2.2 YOLO 模型对比

为了验证 YOLO v8 - ABSeg 模型的检测性能,将其与未改进的 YOLO 系列模型进行对比,表 2 为实验结果。

从表 2 对比结果可以看出,YOLO v8 - ABSeg 模型在整体性能上表现优异,其精度分别比 YOLO v5 -

表 2 YOLO 模型对比结果

Tab. 2 YOLO model comparison results

模型	P/%	R/%	mAP@ 0. 5 ;0. 95/ %	参数量	浮点数运算量	内存占用量/ MB	帧率/ (f·s ⁻¹)
YOLO v5 - Seg	89. 1	90. 4	78. 0	$1. 90 \times 10^6$	$6. 70 \times 10^9$	4. 1	195. 6
YOLO v6 - Seg	90. 5	92. 0	92. 1	$4. 89 \times 10^6$	$1. 397 \times 10^{10}$	10. 4	149. 3
YOLO v8n - Seg	90. 1	93. 7	91. 8	$3. 26 \times 10^6$	$1. 20 \times 10^{10}$	6. 8	169. 5
YOLO v8 - ABSeg	91. 7	92. 7	92. 3	$2. 00 \times 10^6$	$9. 00 \times 10^9$	4. 3	188. 7

Seg、YOLO v6 - Seg 和 YOLO v8n - Seg 提高了 2.6、1.2、1.6 个百分点。同时, YOLO v8 - ABSeg 的 mAP@0.5;0.95 为 92.3%, 在所有模型中处于领先地位, 确保了较高的检测准确性。尽管其在召回率上落后于 YOLO v8n - Seg, 但二者差距较小。此外, YOLO v8 - ABSeg 的参数量仅为 2×10^6 , 模型内存占用量为 4.3 MB, 浮点数运算量为 9×10^9 , 同时具备较高的帧率, 表明该模型具有较低的计算资源需求和轻量化特性。相比之下, YOLO v6 - Seg 虽然在平均精度均值和召回率方面表现良好, 但其参数量和计算复杂度较高, 占用的存储空间也更大。综上所述, YOLO v8 - ABSeg 在参数量、浮点数运算量、帧率和内存占用量上都具有一定的优势, 同时具备

良好的召回率和分割精度, 综合性能更为均衡, 更适用于双孢蘑菇分割任务。

2.3 双孢蘑菇表型实验结果

本文用于双孢蘑菇表型参数计算的测试集包含 100 幅图像, 蘑菇子实体的样本总数共 1 522 个。测试集中子实体的菇盖大小不同, 外观不同, 菇盖的颜色也不同, 具有一定的代表性。

本文选取 15 幅测试集中的图像, 并使用游标卡尺测量 186 个双孢蘑菇菇盖的直径。为了评价算法的准确性, 本文采用皮尔逊相关系数(r)、均方根误差(RMSE)和平均绝对误差(MAE)作为评价指标^[31]。人工测量与系统估算之间的表型参数比较见图 11。

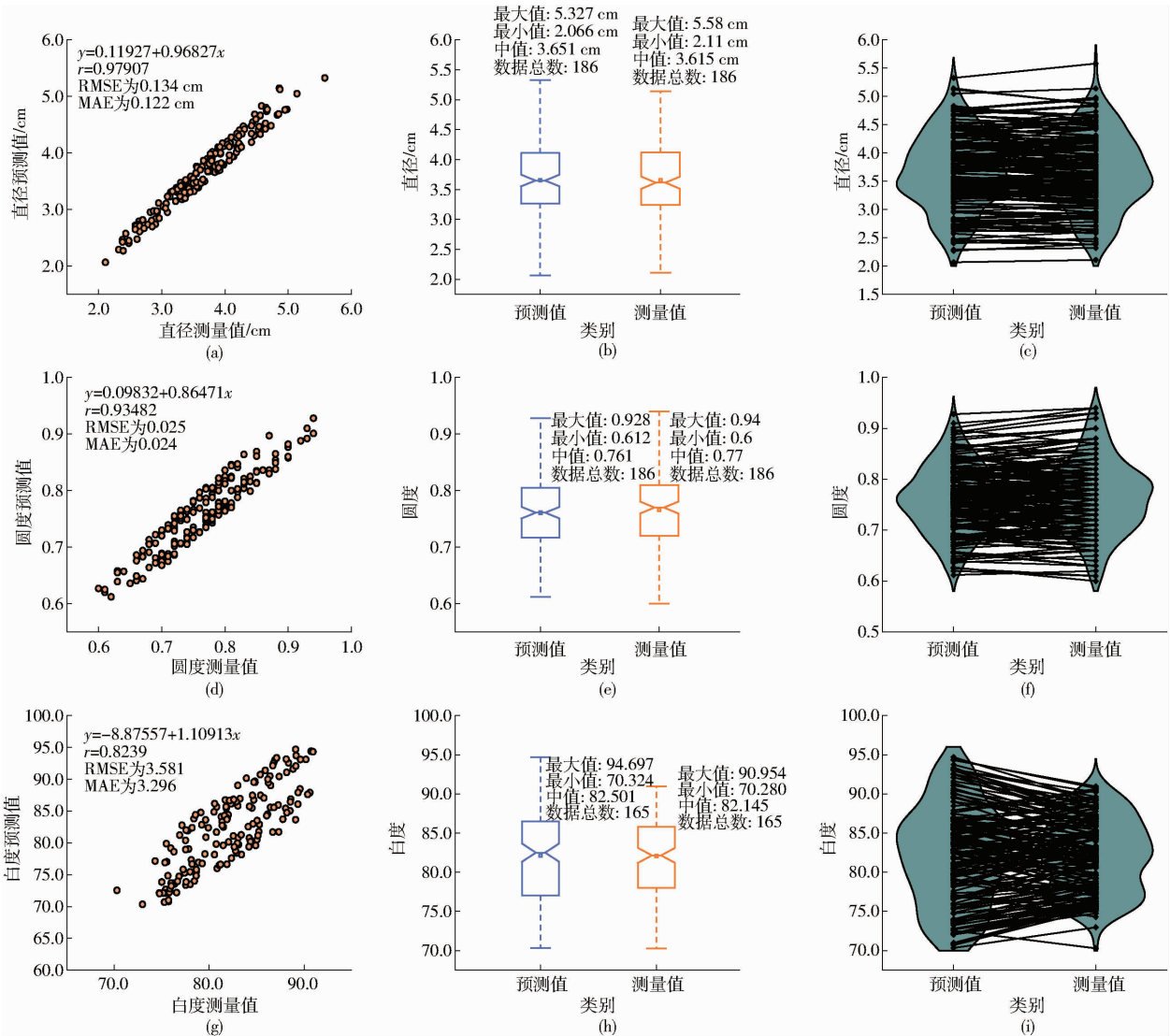


图 11 3 种表型参数比较

Fig. 11 Comparison of three phenotypic parameters

人工测量的菇盖直径平均实测值为 3.66 cm, 平均误差为 3.34%。该结果表明, 所用算法能够有效预测菇盖直径。误差的主要原因是菇盖呈圆弧形, 在人工测量的过程中, 游标卡尺无法弯曲, 只能

贴合在菇盖表面, 并通过目测读取数据, 造成了不可避免的误差。由于误差符合预期, 因此在实际应用中可以接受该误差。

在菇盖圆度的测量中, 人工测量的菇盖圆度的

平均实测值为 0.766,平均误差为 3.1%。这一误差的产生与实例分割算法的局限性密切相关。双孢蘑菇子实体之间存在粘连现象,而其颜色和纹理差异较小,模型难以准确分割,导致提取的掩膜边缘无法做到完全光滑,影响了实际面积的计算。此外人工测量也会产生一定的误差,由于误差符合预期,因此在实际应用中可以接受该误差。

在菇盖白度的测量中,人工测量的菇盖白度的平均实测值为 82.145,平均误差为 4.1%,此误差主要源于光照不均和阴影效应的影响。双孢蘑菇粘连生长,由于彼此之间的遮挡,造成蘑菇表面的亮度分布不均匀。阴影的存在使得图像中的某些部分亮度降低,从而影响这些区域的白度值。阴影部分的低亮度也会造成测量结果的下降,使得实际的白度水平被低估。

色斑检测的结果如图 12 所示。通过对测试集中 186 个双孢蘑菇菇盖进行色斑检测,共检测出 43 幅带有色斑的蘑菇图像,漏检色斑图像共 12 幅。漏检的原因主要是由于色斑颜色较浅,使用的检测算法对近似于菇盖颜色的区域敏感度不足,导致漏检。此外,部分图像中的色斑十分细小,在低分辨率的情况下,色斑难以清晰辨认。

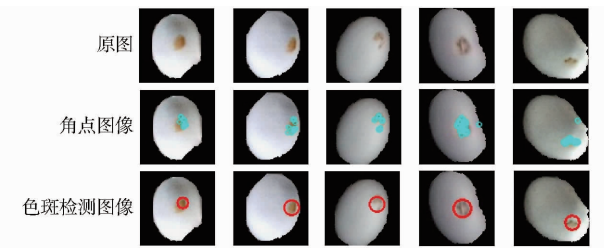


图 12 色斑检测结果
Fig. 12 Color spots detection results

3 结论

(1)本文提出的 YOLO v8 - ABSeg 模型在自建数据集上的 mask 精确率 P 和平均精度均值 (mAP@0.5:0.95)分别达到了 91.70% 和 92.30%,较改进前分别提高 1.6、0.5 个百分点。YOLO v8 - ABSeg 模型的参数量、浮点数运算量和内存占用量分别较原模型降低了 38.7%、25.0% 和 36.8%,帧率提高了 11.3%。

(2)使用 YOLO v8 - ABSeg 模型进行双孢蘑菇实例分割,并提取子实体表型参数,能够有效满足双孢蘑菇采摘前的表型参数计算需求,推动双孢蘑菇表型研究的进步,为食用菌生产及品质评估提供更精准和高效的工具。

参 考 文 献

[1] USMAN M, MURTAZA G, DITTA A. Nutritional, medicinal, and cosmetic value of bioactive compounds in button mushroom (*Agaricus bisporus*): a review[J]. Applied Sciences, 2021,11(13):5943.

[2] JI J T, HE Y K, ZHAO K X, et al. Quality information detection of *Agaricus bisporus* based on a portable spectrum acquisition device[J]. Foods, 2023,12(13):2562.

[3] 翟肇裕,张梓涵,徐焕良,等. YOLO 算法在动植物表型研究中应用综述[J]. 农业机械学报,2024,55(11):1-20.

ZHAI Zhaoyu, ZHANG Zihan, XU Huanliang, et al. Review of applying YOLO family algorithms to analyze animal and plant phenotype[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2024,55(11):1-20. (in Chinese)

[4] JI J T, SUN J W, ZHAO K X, et al. Measuring the cap diameter of white button mushrooms (*Agaricus bisporus*) by using depth image processing[J]. Applied Engineering in Agriculture, 2021,37(4):623-633.

[5] CHEN C, YI S L, MAO J Y, et al. A novel segmentation recognition algorithm of *Agaricus bisporus* based on morphology and iterative marker-controlled watershed transform[J]. Agronomy, 2023,13(2):347.

[6] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2014:580-587.

[7] 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, 2016,39(6):1137-1149.

[8] HE K M, GKIOXARI G, DOLLAR P, et al. Mask R-CNN[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2017:2961-2969.

[9] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot multibox detector[C]//European Computer Vision-ECCV 2016: 14th European Conference, 2016:21-37.

[10] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2016:779-788.

[11] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: better, faster, stronger[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2017:7263-7271.

[12] FARHADI A, REDMON J. Yolov3: an incremental improvement[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2018:1-6.

[13] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLO v4: optimal speed and accuracy of object detection[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2020:1-17.

- [14] MOYSIADIS V, KOKKONIS G, BIBI S, et al. Monitoring mushroom growth with machine learning[J]. Agriculture, 2023, 13(1):223.
- [15] 宋怀波, 马宝玲, 尚钰莹, 等. 基于 YOLO v7-ECA 模型的苹果幼果检测[J]. 农业机械学报, 2023, 54(6):233-242.
SONG Huaibo, MA Baoling, SHANG Yuying, et al. Detection of young apple fruits based on YOLO v7-ECA model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(6):233-242. (in Chinese)
- [16] 冀汶莉, 刘洲, 邢海花. 基于 YOLO v5 的农田杂草识别轻量化方法研究[J]. 农业机械学报, 2024, 55(1):212-222, 293.
JI Wenli, LIU Zhou, XING Haihua. Lightweight method for identifying farmland weeds based on YOLO v5[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(1):212-222, 293. (in Chinese)
- [17] 吴文涛, 何赞泽, 杜旭, 等. 融合相机与激光雷达的目标检测与尺寸测量[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(6):169-177.
WU Wentao, HE Yunze, DU Xu, et al. Fusing camera and LiDAR for object detection and dimensional measurement[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(6):169-177. (in Chinese)
- [18] 叶大鹏, 景均, 吴昊宇, 等. 基于 EP-YOLO v8 的瓶栽金针菇最优抓取位置定位方法[J]. 农业机械学报, 2024, 55(10):51-61.
YE Dapeng, JING Jun, WU Haoyu, et al. Optimal grabbing position localization method for bottle-planted enoki based on EP-YOLO v8[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(10):51-61. (in Chinese)
- [19] CHEN J R, KAO S H, HE H, et al. Run, don't walk: chasing higher FLOPS for faster neural networks [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2023:12021-12031.
- [20] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-excitation networks [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2018:7132-7141.
- [21] 赵方, 左官芳, 顾思睿, 等. 基于改进 YOLO v5s 的温室番茄检测模型轻量化研究[J]. 江苏农业科学, 2024, 52(8):200-209.
ZHAO Fang, ZUO Guanfang, GU Sirui, et al. Lightweight research of greenhouse tomato detection model based on improved YOLO v5s[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2024, 52(8):200-209. (in Chinese)
- [22] FITZGIBBON A, PILU M, FISHER R B. Direct least square fitting of ellipses[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1999, 21(5):476-480.
- [23] 胡声炎. 基于视觉超声检测的动态跟踪及三维可视化研究[D]. 长春: 长春理工大学, 2021.
HU Shengyan. Research on dynamic tracking and 3D visualization based on visual ultrasonic detection[D]. Changchun: Changchun University of Science and Technology, 2021. (in Chinese)
- [24] KWON H, OH S, BAEK J W. Algorithmic efficiency in convex hull computation: insights from 2D and 3D implementations [J]. Symmetry, 2024, 16(12):1590.
- [25] 罗志强, 钟尔杰. 任意多边形面积公式的推导及其应用[J]. 大学数学, 2005, 21(1):123-125.
LUO Zhiqiang, ZHONG Erjie. Derivation of formula for any polygonal area and its applications[J]. College Mathematics, 2005, 21(1):123-125. (in Chinese)
- [26] ZHU K R, KANU P J, CLAVER I P, et al. A method for evaluating Hunter whiteness of mixed powders[J]. Advanced Powder Technology, 2009, 20(2):123-126.
- [27] 张萌珂. 基于便携式光谱采集装置的双孢菇品质信息检测研究[D]. 洛阳: 河南科技大学, 2023.
ZHANG Mengke. Research on quality information detection of *Agaricus bisporus* based on portable spectral collection device [D]. Luoyang: Henan University of Science and Technology, 2023. (in Chinese)
- [28] 洪松. 激光微纳加工中视觉辅助的高精度校正方法研究[D]. 武汉: 武汉纺织大学, 2023.
HONG Song. Research on vision-assisted high-precision correction method in laser micro-nano machining [D]. Wuhan: Wuhan Textile University, 2023. (in Chinese)
- [29] 刘行. 动态场景中基于 YOLOv7 的移动机器人视觉语义 SLAM 技术[D]. 昆明: 云南师范大学, 2024.
LIU Xing. Approach to visual semantic SLAM for mobile robots based on YOLOv7 in dynamic scenes[D]. Kunming: Yunnan Normal University, 2024. (in Chinese)
- [30] 刘超, 陈锦明, 刘慧, 等. 基于三维激光雷达与优化 DBSCAN 算法的果树定位方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(4):214-221, 240.
LIU Chao, CHEN Jinming, LIU Hui, et al. Fruit tree location method based on 3D LiDAR and optimized DBSCAN algorithm [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(4):214-221, 240. (in Chinese)
- [31] CHAI T, DRAXLER R R. Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)? —arguments against avoiding RMSE in the literature[J]. Geoscientific Model Development, 2014, 7(3):1247-1250.