doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.12.049

基于 FCML－YOLO v8 的杏鲍菇表征提取与分级方法

谢立敏[1,2]　吴昊宇[3]　景　均[1]　叶大鹏[1,2]　方　兵[1,2]

（1. 福建农林大学机电工程学院，福州 350002；2. 福建省农业信息感知技术重点实验室，福州 350002；
3. 福建农林大学未来技术学院，福州 350002）

摘要：针对杏鲍菇分级依赖人工、效率低且主观性强的问题，提出了一种基于改进 YOLO v8n－seg 的杏鲍菇自动分级检测方法 FCML－YOLO v8。基于 FCML－YOLO v8 模型，结合从属判断、掩模合并及中心筛选方法，实现了对杏鲍菇尺寸与病斑情况的准确评估；通过图像细化与拟合曲线技术，有效量化了杏鲍菇弯曲度；并利用 CIE XYZ 颜色空间值，分析了杏鲍菇颜色特征。综合以上 4 项指标，实现了杏鲍菇自动化分级检测。模型训练测试结果表明，FCML－YOLO v8 模型预测框精确率、召回率和平均精度均值分别达到 94.41%、88.48% 和 92.04%，而在掩膜检测方面，其精确率、召回率和平均精度均值分别为 90.52%、84.14% 和 86.79%。与 YOLO v8n－seg 模型相比，预测框和掩膜检测平均精度均值分别提升 6.39、4.79 个百分点。杏鲍菇分级检测试验结果表明，FCML－YOLO v8 模型平均精度均值高达 92.98%，满足工业级应用需求。

关键词：杏鲍菇；目标检测；深度学习；机器视觉；表征提取；分级方法

中图分类号：TP391；S126　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1000-1298(2025)12-0534-12　　**OSID**：

Characterization Extraction and Classification of *Pleurotus eryngii* Based on FCML－YOLO v8

XIE Limin[1,2]　WU Haoyu[3]　JING Jun[1]　YE Dapeng[1,2]　FANG Bing[1,2]

(1. *College of Mechanical and Electrical Engineering, Fujian Agriculture and Forestry University, Fuzhou* 350002, *China*
2. *Fujian Key Laboratory of Agricultural Information Sensoring Technology, Fuzhou* 350002, *China*
3. *School of Future Technology, Fujian Agriculture and Forestry University, Fuzhou* 350002, *China*)

Abstract: Addressing the challenges of apricot mushroom grading, which relies heavily on manual labor, is inefficient, and prone to subjectivity. An automated grading and detection method for apricot mushrooms named FCML－YOLO v8 was proposed. Building upon the improved YOLO v8n－seg, the network sequentially integrated the feature-focused diffusion pyramid network (FDPN), characteristic attention fusion module (CAFM), and multi-level channel attention (MLCA) mechanism. By combining the FCML－YOLO v8 model with subordinate judgment, mask merging, and center screening methods, accurate assessments of apricot mushroom size and disease spot conditions was achieved. Additionally, through image refinement and curve-fitting techniques, it effectively quantified the curvature of apricot mushrooms. Furthermore, by leveraging CIE XYZ color space values, the color characteristics of apricot mushrooms were precisely analyzed. By integrating these four indicators, the automated grading and detection of apricot mushrooms were successfully implemented. Experimental results demonstrated that the FCML－YOLO v8 model achieved a precision of 94.41%, a recall rate of 88.48%, and an mAP@0.5 of 92.04% in bounding box prediction. In mask detection, it achieved a precision of 90.52%, a recall rate of 84.14%, and an mAP@0.5 of 86.79%. Compared with the original YOLO v8n－seg model, the mAP@0.5 of FCML－YOLO v8 was improved by 6.39 and 4.79 percentage points, respectively, in bounding box prediction and mask detection. In the constructed apricot mushroom grading and detection experimental setup, the FCML－YOLO v8 model achieved an mAP@0.5 of 92.98%, fully meeting the requirements of industrial-grade applications.

Key words: *Pleurotus eryngi*; target detection; deep learning; machine vision; characterization extraction; grading method

收稿日期：2024－08－12　修回日期：2024－10－21

基金项目：福建省农业信息感知技术重点实验室建设项目(KJG22052A)

作者简介：谢立敏(1985—)，女，讲师，博士，主要从事非线性系统动力学和机器人运动控制研究，E-mail：lucy_min@163.com

通信作者：方兵(1985—)，男，副教授，博士，主要从事结构动力学测试和农林生产装备及其自动化研究，E-mail：fangbing008@163.com

0　引言

作为优质的食用菌类，杏鲍菇以其肉质丰满、口感柔滑备受消费者喜爱。其含有丰富的维生素和矿物质，特别是钾、钙、镁等微量元素，有益于人体健康[1－6]。然而，目前工厂中对于杏鲍菇的分级分选工作仍依赖传统的人工筛选方法，效率低且筛选标准难以统一，因此，实现杏鲍菇的智能化分级分选尤为迫切[7]。其中准确而高效地识别杏鲍菇的关键结构并检测其各项特征，对于推动杏鲍菇智能化分级分选的进程具有重要意义，有助于提升分级分选的准确性和效率[8]。

近年来，随着技术不断进步，机器视觉技术逐渐被应用于杏鲍菇等各类作物的分级分选过程中[9－14]。然而，当前的研究方法仍存在各种各样的局限性。胡丽华等[11]使用机器视觉技术实现了杏鲍菇的自动分拣，但其评价指标主要局限于大小与弯曲度，未能全面评估杏鲍菇的品质，导致分级不够全面。孙松丽等[12]提出了一种基于 ROS 和深度学习的杏鲍菇智能分选系统，然而其主要聚焦于杏鲍菇分级后的抓取操作，而非分级本身的准确性。刘浩等[13]建立了基于机器视觉的杏鲍菇外观品质分级系统，然而在进行各项指标计算之前，并未考虑杏鲍菇的识别问题，而是默认视野中仅存在一个杏鲍菇，并且主要以图像处理技术为主，这种方法在实际工业化应用中可能面临识别不准确且效率低的问题，不利于广泛推广。因此，为了更好地实现杏鲍菇的智能化分级分选，需要在现有研究基础上，进一步完善评价指标，提高识别精度，以确保分级分选的准确性和效率。

深度学习技术的发展为各项农作物表面特征的判别提供了新思路。目前深度学习技术已被应用到苹果、番茄、马铃薯以及玉米等作物的特征检测中[15－18]。针对葡萄采摘过程中因视野遮挡、角度限制等因素导致葡萄果串完整结构无法全面识别，进而引发采摘效率低和损伤率提升的问题，周馨曌等[19]提出了一套基于深度学习与葡萄关键结构多目标识别的采摘点定位新方法。该方法结合葡萄关键区域间的相交状况和相对位置信息，构建了同串葡萄关键结构的从属关系判定与合并策略，有效解决了视野中不完整果串的识别难题。相较以 ROI 中果梗外接矩形的中心、以模型识别果梗质心作为采摘点的定位方法，通过该方法采摘点定位成功率分别提高 10.95、81.75 个百分点，显著提升了采摘作业效率和果实品质。白恩龙等[20]利用机器视觉对棉花颜色进行检测，将 RGB 值转换为 CIE XYZ 颜色空间值，并通过聚类算法获得各子区域颜色值，最终确定棉花颜色等级，对于颜色判断更加准确。

针对杏鲍菇人工分级存在主观性强、效率低及不准确的问题，本文提出一种基于改进 YOLO v8n－seg 模型的自动分级方法。该方法引入特征聚焦扩散金字塔网络、特征注意力融合模块、MLCA 注意力机制和 Segment_LSCD 检测头，提升对杏鲍菇关键特征的识别精度。在此基础上，通过关键结构分析获取杏鲍菇尺寸及病斑信息；对菌柄进行细化拟合计算曲率特征；将菌柄颜色由 RGB 转换至 CIE XYZ 空间并通过聚类算法确定颜色属性。综合这些特征完成等级判定，以期为实现杏鲍菇自动分级提供有效解决方案。

1　材料与方法

1.1　数据集采集与制备

1.1.1　图像采集

所有杏鲍菇图像于 2024 年 3 月 15—30 日在福建省福州市仓山区采集，采集设备为 iPhone 14Pro 型手机。

为了确保图像中杏鲍菇尺寸能够准确无误地映射到实际尺寸，采取了一系列严格而周密的拍摄条件设定，以最大化减小因拍摄角度、距离等因素引起的尺寸失真。精确的高度控制：设定固定拍摄高度，即确保相机的镜头始终位于杏鲍菇正上方 24 cm 的位置。这一高度的选择基于多次试验，旨在找到既能完整展现杏鲍菇形态，又能最大程度减少透视变形影响的最佳距离。通过使用可调节高度的三脚架或专用拍摄支架，实现对拍摄高度的精确控制，保证每次拍摄时高度的一致性。除控制高度外，严格要求拍摄时相机镜头必须垂直于杏鲍菇表面，即保持其在杏鲍菇正上方拍摄。这样可有效避免由于拍摄角度倾斜而产生的透视变形，确保图像中杏鲍菇尺寸与实际尺寸保持高度一致。

同时为使得图像中杏鲍菇颜色真实还原，对光照强度进行了细致调控。经过初步采集，获得 650 幅 JPG 格式杏鲍菇图像，分辨率为 4 032 像素 × 3 024 像素。通过严格筛选，去除模糊和不规范图像，最终构建包含 596 幅高质量杏鲍菇图像的数据集。

1.1.2　杏鲍菇等级划分

在杏鲍菇产业中，关于其分级分选的研究尚处于初步阶段，缺乏统一的行业分级标准。因此本研究综合现有分级准则，将杏鲍菇明确划分为 4 个等级：A 级表示外观与健康状况俱佳的杏鲍菇，适宜作

为高端市场首选产品;B 级杏鲍菇则常见于市场,满足一般消费者需求;C 级杏鲍菇在价格上更具亲和力,适合对品质要求不高的消费者;而 D 级杏鲍菇因在品质上不符合市场需求,建议被淘汰或用于非食用领域。本研究主要基于上述杏鲍菇品质等级的划分,对杏鲍菇进行分级。具体划分标准如表 1 所示。

表 1 杏鲍菇分级标准

Tab. 1 Grading standards for *Pleurotus eryngii*

参数	A 级	B 级	C 级	D 级
尺寸/cm	长≥17 直径≥5	17 > 长≥14 5 > 直径≥3	长 < 14 直径 < 3	
弯曲程度	无明显弯曲 (<15°)	轻微弯曲 (15° ~35°)	明显弯曲 (>35°)	
颜色	淡白色	淡白色	黄褐色	
有无病斑、附着异物	无	无	无	存在

注:A 级要满足上述 4 个条件,分级以每一项指标的最低级别为主(例如:尺寸满足 A 级但存在明显弯曲则划分为 C 级),若存在病斑或者异物则划分为 D 级。

1.1.3 数据集制备

考虑到相机拍摄时所使用为短焦距,易产生桶形畸变。需对所拍摄的杏鲍菇图像进行畸变校正,由于 iPhone 14Pro 型手机主摄分辨率为 4 032 像素 × 3 024 像素,焦距为 24 mm,传感器尺寸为9.8 mm × 7.3 mm。可得相机内参矩阵为

$$\begin{bmatrix} 3\,720 & 0 & 2\,016 \\ 0 & 3\,720 & 1\,512 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

通过相机标定可获得准确的畸变系数为[-0.2,0.1,0.01,0.005,0]。将原始图像、内参矩阵和畸变系数输入畸变校正函数 undistort,可得到校正后的 596 幅杏鲍菇图像。

为了提升杏鲍菇图像的目标检测精度,采用多种数据增强技术,包括旋转图像(对图像进行 90°、180°、270°旋转)、对称翻转图像(包括水平翻转与垂直翻转)与添加噪声(高斯噪声和椒盐噪声),以丰富数据集的多样性。在数据增强过程中针对每幅图像从上述 7 种方式中随机组合 5 种不同的增强方式对原始数据集进行了扩增,最终构建了包含 3 576 幅杏鲍菇图像的增强数据集。

基于构建的分级标准,对扩增后的 3 576 幅杏鲍菇图像进行分级评估。经过分类与统计,最终确定杏鲍菇 A 级图像 816 幅;B 级图像 1 050 幅;C 级图像 792 幅;D 级图像 918 幅。

为构建高质量的标注数据集,采用 LabelImg 软件对杏鲍菇图像进行了标注。在标注过程中定义了 3 种类别标签:杏鲍菇菌盖(pilum)、菌柄(stipe)以及病斑及附着异物(disease)。生成了符合 YOLO 算法标注格式的 txt 类型文件。为了有效利用标注数据集,将其按比例 7∶2∶1划分为 3 部分:训练集 2 499 幅(用于模型训练和调整);验证集 714 幅(用于训练过程中的性能评估和参数调优);测试集 357 幅(用于最终评估模型泛化能力和检测效果)。

1.2 基于改进 YOLO v8n - seg 的杏鲍菇分割分级模型

YOLO v8 是一种高效的目标检测算法,提供了 5 种模型规模,其中轻量化的 YOLO v8n 适合工业应用[21-25]。该算法包括输入端、骨干网络 Backbone、颈部网络 Neck 和头部网络 Head,骨干网络采用跨阶段局部网络方式并引入 C2f 和 SPPF 结构[26],颈部网络使用 PAN 结构实现多尺度特征融合,头部网络解耦分类和检测过程,提升了检测精度。YOLO v8n - seg 是其实时语义分割版本,具有高效性能并实现像素级分类与标注,但在小目标检测中可能丢失细节信息,因此需要优化以确保准确识别小目标如杏鲍菇病斑。

在 YOLO v8n - seg 基础上提出了模型 YOLO v8n - seg - FDPN - CAFM - MLCA(FCML - YOLO v8),其结构如图 1 所示,其中 LetterBox 为数据增强方法,将图像统一缩放到 640 像素 ×640 像素,CBS 为卷积操作,Concat 为特征连接模块,UpSample 为上采样模块,SPPF 为空间金字塔池化模块,MLCA 为 MLCA 注意力机制,FDPN 为特征聚焦扩散金字塔网络,CAFMFusion 为特征注意力融合模块,Segment_LSCD 为检测头。在 Neck 层引入特征聚焦扩散金字塔网络 FDPN 与特征注意力融合模块 CAFM,使得在特征融合部分能够捕捉详细的上下文信息,从而显著提升网络在复杂任务中的表现。在 Backbone 部分加入 MLCA 注意力机制,能够同时结合信道信息和空间信息以及局部信息和全局信息来提高网络的表达效果。输出层 Head 部分引入 Segment_LSCD 作为检测头,使得模型能够在保持高效的处理分割任务的同时更加轻量化。

1.2.1 特征聚焦扩散金字塔网络

特征聚焦扩散金字塔网络(Focusing diffusion pyramid network,FDPN)为一种增强特征提取过程的神经网络架构,如图 2 所示,其中,P3、P4 和 P5 分别对应 80 ×80、40 ×40 和 20 ×20 尺寸的特征图,Conv 为 1 ×1 卷积操作,ADown 为频率为 2 的下采样模块,Dw_Conv 为深度卷积(包含 5、7、9、11 4 个卷积核),Identity 为占位符,Pw_Conv 为 1 ×1 逐点卷积,Add 为特征叠加。FDPN 在运行过程中,首先

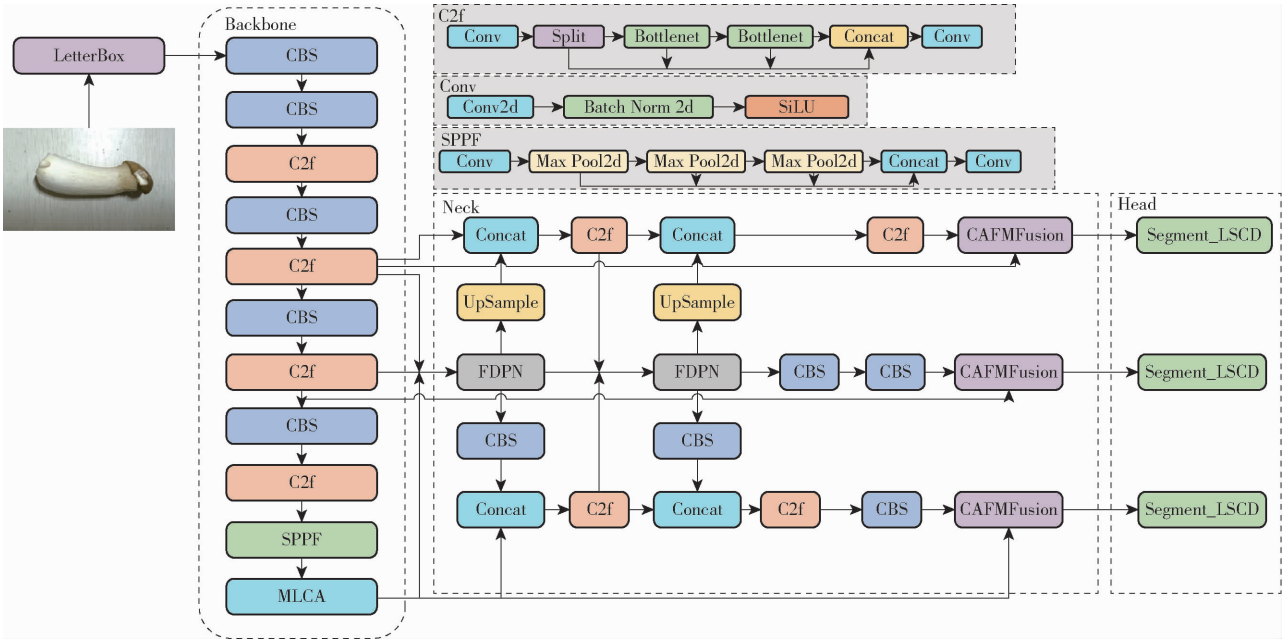


图 1　改进 YOLO v8 模型结构图

Fig. 1　Improved YOLO v8 model structure diagram

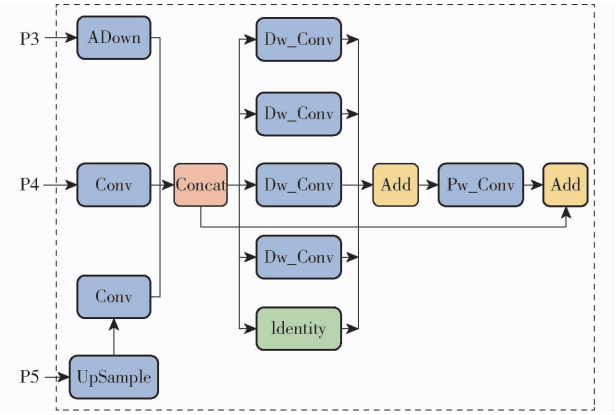


图 2　FDPN 模块结构图

Fig. 2　FDPN module structure diagram

接受来自不同尺度（P5、P4、P3）的输入特征[27]，分别进行不同的卷积操作。对于 P5 特征，通过上采样和卷积处理；P4 特征则直接进行卷积处理；P3 特征通过 ADown 模块进行处理，该模块利用平均池化和最大池化保留更多信息。

处理后的特征图在通道维度上进行拼接，形成融合特征图。然后，利用一组具有不同卷积核大小的并行深度卷积层对融合特征图进行处理，以捕捉跨多个尺度的丰富信息。通过逐点卷积整合深度卷积层的输出，并与原始融合特征图相加，实现特征的扩散。这一扩散机制确保了丰富的上下文信息能够扩散到各个检测尺度，有助于提高目标检测和分类的性能。

FDPN 主要优势在于其能够在多尺度上有效地聚焦和扩散特征，捕捉详细的上下文信息，从而显著提升网络在复杂任务中的表现。通过引入特征聚焦模块和扩散机制，FDPN 能够更好地保留和利用输入特征的信息，使其在处理复杂图像任务时具有更高的精度和鲁棒性。

1.2.2　特征注意力融合模块

特征注意力融合模块（CAFMFusion）为一种高效的神经网络模块[28]，其结构如图 3a 所示，将低级特征和相应的高级特征输入到 CAFM 中计算权重，然后采用加权求和方法进行组合。同时通过跳跃连接增加输入特征，以缓解梯度消失问题。最后对融合后特征进行 1×1 卷积层的投影，得到最终特征。计算式为

$$F_{output} = C_{1\times1}\left[F_{low}W + F_{high}(1-W) + F_{low} + F_{high}\right] \tag{1}$$

式中　F_{output}——输出特征

$C_{1\times1}$——1×1 卷积

F_{low}——低尺度特征

W——权重

F_{high}——高尺度特征

CAFM 由局部和全局 2 个分支组成，其结构如图 3b 所示，其中 Softmax 为 Softmax 函数，×为点积计算，+为特征相加，Attention map 为多头自注意力机制。局部分支专注于提取和整合局部特征，而全局分支则通过自注意力机制捕获更广泛的数据信息[29]。这 2 个分支的设计使得模型能够同时具有全局和局部特征。

在局部分支中，首先使用 1×1 卷积来调整通道维度，接下来，执行通道混洗（Channel shuffle，CS）操作。通道混洗为一种将输入张量沿通道维度划分为

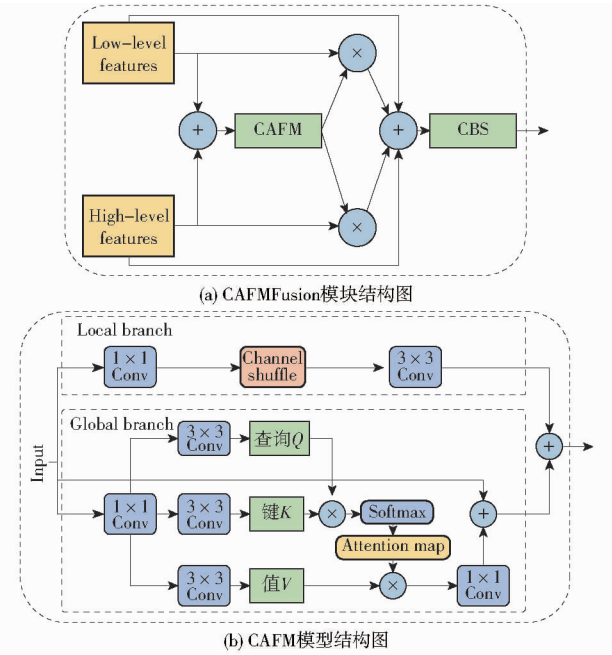


图 3 CAFMFusion 结构图

Fig. 3 CAFMFusion structure diagram

组,并在每个组内应用深度可分离卷积诱导通道混洗的技术。在每个组内应用深度可分离卷积后,将每个组的输出张量沿通道维度拼接起来,生成一个新的输出张量。计算公式为

$$F_{local} = C_{3\times3}(CS(C_{1\times1}(Y_1))) \tag{2}$$

式中 F_{local}——局部分支输出

$C_{3\times3}$——3×3 卷积

Y_1——输入特征

在全局分支中,先通过 1×1 卷积和 3×3 深度可分离卷积生成 Q、K、V 特征,并经过深度卷积层处理以增强特征表示。随后,利用多头自注意力机制计算注意力权重,并应用于 V 特征上,捕捉全局上下文信息。局部特征通过逐点卷积层投影,并与全局自注意力特征融合,形成最终输出。详细计算式为

$$F_{out} = F_{global} + F_{local} \tag{3}$$

其中

$$F_{global} = W_{1\times1}A + Y_1 \tag{4}$$

$$A = V\mathrm{Softmax}\left(K\frac{Q}{\alpha}\right) \tag{5}$$

式中 α——可学习的缩放参数

Q、K、V——对应分离的特征

A——多头自注意力机制

CAFM 优势在于其多尺度特征提取能力、增强的特征融合效果、自适应注意力机制以及更高的准确性和鲁棒性。通过结合局部卷积和全局自注意力,CAFM 能够全面捕捉特征信息,并在复杂视觉任务中表现出色。

1.2.3 MLCA 注意力机制

MLCA(混合本地信道注意力)机制为一种先进的注意力模型,旨在通过融合局部和全局信道信息来增强特征表示[30-31]。在运行过程中,MLCA 计算输入特征的信道注意力权重,这些权重通过一系列的非线性变换和归一化操作得到,然后将这些权重应用于特征图上,从而实现对重要信道信息的强调。

(1)全局信道注意力权重计算

通过全局自适应平均池化对输入特征图进行降维,得到每个信道全局信息,即

$$g_c = \frac{1}{HW}\sum_{i=1}^{H}\sum_{j=1}^{W} x_c(i,j) \tag{6}$$

式中 $x_c(i,j)$——输入特征图中第 c 个信道在位置 (i,j) 的像素值

g_c——第 c 个信道的全局平均值

H、W——特征图高度、宽度

然后将全局池化后的结果进行一维卷积变换,这个过程可看作是对信道之间关系建模,通过卷积核在时间域或空间域的滑动捕捉信道之间的复杂关系,公式为

$$y_c^{global} = \sigma(\mathrm{Conv}(g_c)) \tag{7}$$

式中 σ——Sigmoid 激活函数

Conv——一维卷积

(2)局部信道注意力权重计算

局部注意力的计算类似,但在进行自适应平均池化之前,首先对输入特征图进行了局部平均池化,得到局部特征图,即

$$l_c = \mathrm{AvgPool2d}(x_c) \tag{8}$$

式中 AvgPool2d——平均池化操作

l_c——局部特征图

然后对这个局部特征图再次进行自适应平均池化获得局部信息的全局概览,公式为

$$g_c^{local} = \frac{1}{L^2}\sum_{i=1}^{H}\sum_{j=1}^{W} l_c(i,j) \tag{9}$$

式中 $l_c(i,j)$——局部特征图中第 c 个信道在位置 (i,j) 的像素

g_c^{local}——局部信息全局概览

将这个局部特征通过与全局类似的一维卷积层进行处理,公式为

$$y_c^{local} = \sigma(\mathrm{Conv}(g_c^{local})) \tag{10}$$

式中 y_c^{local}——局部注意力图

(3)局部与全局信道注意力融合

在得到局部和全局的信道注意力权重后,分别得到全局和局部注意力图,最终利用局部与全局注意力权重进行加权融合,公式为

$$A_{all} = \text{AvgPool2d}(0.5\sigma(y_c^{global}) + 0.5\sigma(y_c^{local})) \tag{11}$$

式中　A_{all}——全面的特征表示信息

(4)最终特征图加权

将输入特征图与融合后的注意力权重相乘，得到加权后的特征图，公式为

$$x_c^{output} = x_c A_{all} \tag{12}$$

MLCA 优势在于其能够同时考虑局部和全局的信道信息。局部信息有助于捕捉图像中细节和纹理，而全局信息则有助于理解图像的整体结构和上下文。通过将 2 种信息融合，MLCA 能够生成更加丰富和准确的特征表示，从而提高模型的性能。此外，MLCA 还具有较低的计算复杂度和较高的灵活性。

考虑到在 P5 层特征图进行多次卷积，导致丢失许多图像细节，因此在最高级的特征图后引入 MLCA 注意力机制使得特征图保留更多的细节和纹理。

1.2.4　Segment 分割头改进

在 YOLO v8 初始分割头部结构的基础上，首先通过主干网络从输入图像中提取特征图，经轻量化卷积层和共享卷积层处理，提高计算效率并减少内存占用量。通过尺度层缩放特征，确保不同尺度的特征都能得到有效处理，最终生成包含边界框坐标和类别概率的检测结果。为了保证检测结果准确性，使用动态特征（检查当前输入形状是否与之前形状相同，如果不相同，则利用输入特征图和步幅信息动态生成新的锚点和步幅）和形状信息（在解码过程中会根据输入图像形状（高度和宽度）来调整边界框，使其适应不同尺寸的输入图像）进行锚点和步幅的调整。检测结果通过拼接操作组合在一起，以便在推理过程中统一处理。

轻量化卷积通过设置较小的卷积核尺寸和输出通道数实现，公式为

$$O = \left(\left(\frac{H - K + 2P}{S} + 1 \right), \left(\frac{W - K + 2P}{S} + 1 \right), C_{out} \right) \tag{13}$$

式中　K——卷积核尺寸（在共享卷积中设置为 1×1）

C_{out}——输出通道数

S——步长

P——填充大小

O——检测结果

共享卷积层通过对每个特征图应用相同的卷积操作来实现，从而减少参数量和计算量。计算方式与共享卷积相同，但是卷积核尺寸设置为 3×3，所有输入特征图共享同一个卷积核，因此计算量显著减少。

这种多任务学习的能力，提升了模型在复杂场景的表现，使其在各种应用中具有更高的实用性和准确性。

1.3　基于实例分割的杏鲍菇分级流程

在改进的主干网络基础上，对分割得到的各结构进行进一步的图像处理。首先，基于菌柄的掩膜合并获取杏鲍菇的尺寸，并根据掩膜信息判断是否含有病斑。随后，基于细化与拟合曲线量化杏鲍菇弯曲程度。在颜色分析方面，基于颜色空间值与聚类算法，判断杏鲍菇的颜色等级。

最终，结合杏鲍菇的尺寸、菌柄弯曲程度、颜色等级以及病斑情况 4 个关键指标，综合判断杏鲍菇的最终等级，详细步骤如图 4 所示。

1.3.1　基于掩膜合并的杏鲍菇尺寸检测

采用 FCML－YOLO v8 模型以实现对杏鲍菇的菌盖、菌柄以及病斑与异物的精确识别。考虑到在实际运用过程中，杏鲍菇会出现紧密排列情况，导致在同一视角下出现若干个杏鲍菇，但由于模型检测的约束条件，只能对于正中央的杏鲍菇进行检测，这会对杏鲍菇后续各项检测造成影响，易出现误差。因此需要对于同颗杏鲍菇的关键结构进行从属判断与合并，将非视野中央的杏鲍菇结构进行剔除。为了解决这一问题，本研究提出一种基于几何相交性和视野中心性筛选的算法。

对于同颗杏鲍菇关键结构需满足约束条件：菌盖与菌柄部分必然相交、菌柄与病斑必然相交。而 Gilbert－Johnson－Keerthi（GJK）算法为用于快速检测 2 个凸形之间碰撞的高效算法[32]。

首先，通过 FCML－YOLO v8 模型获取杏鲍菇菌盖、菌柄、病斑与异物的二值图相关信息。接着，运用 GJK 算法检测菌盖与菌柄、菌柄与病斑的几何相交性，并据此筛选分组，将匹配结果分别保存至 group_ps 和 group_sd 系列分组中。对于未能成功匹配菌柄的菌盖，予以剔除。随后，以同一菌柄为合并条件，将菌盖与菌柄、菌柄与病斑的匹配结果进行合并，形成 group_merge 系列分组。由于检测要求杏鲍菇位于视野中央，因此，根据视野中心位置与分组位置信息，仅保留位于中央的分组作为最终处理结果，避免相邻杏鲍菇的干扰，确保检测精确性。最后，对最终结果计算其尺寸像素，根据镜头的像素（4 032 像素 ×3 024 像素）与实际图像的尺寸（27 cm × 20 cm）之间的比例关系将像素尺寸转换为实际的杏鲍菇长和宽，转换公式为

$$l = \frac{l'}{4\,032} \times 27 \tag{14}$$

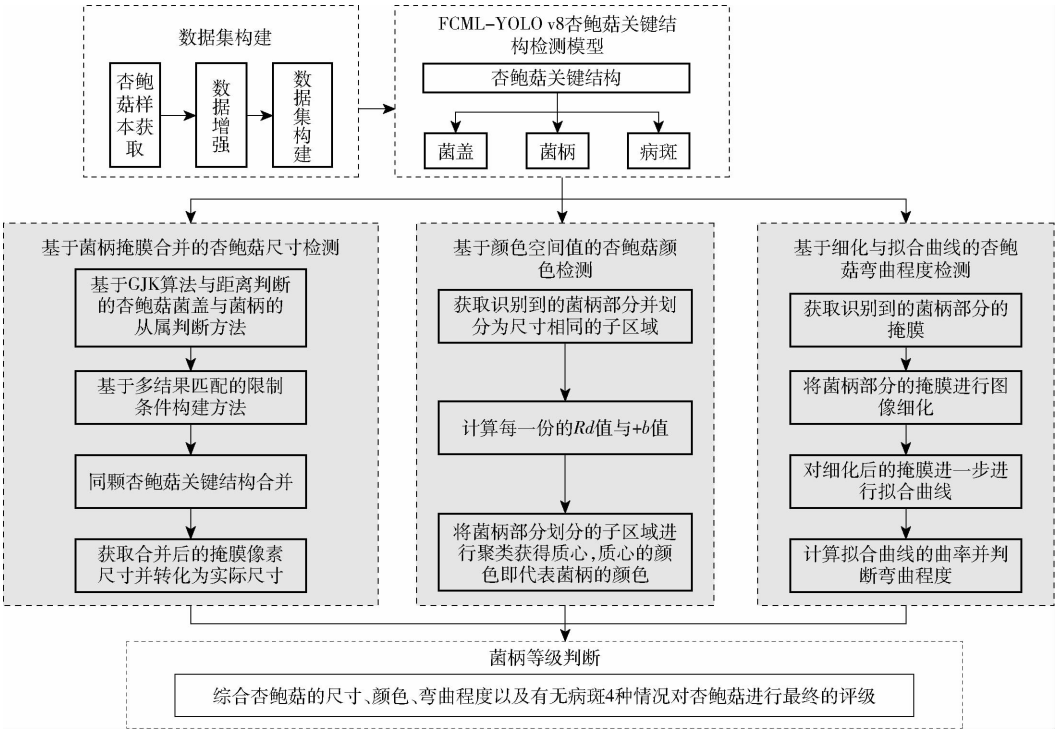


图 4 分级判定流程

Fig. 4 Hierarchical decision flowchart

$$w = \frac{w'}{3\,024} \times 20 \tag{15}$$

式中 l'、w'——杏鲍菇在图像中的像素长度与像素宽度

l、w——实际长度、宽度

1.3.2 基于图像细化与拟合曲线的杏鲍菇弯曲程度检测

目前有许多种图像细化算法,这些算法通常基于不同的原理和策略,如基于像素邻域关系的算法、基于形态学操作的算法以及基于数学形态学的算法等。这些算法在细节处理、运算效率以及适用范围等方面各有优劣,需要根据具体的应用场景和需求进行选择和调整。

在图像处理与分析中,骨架提取是一种重要的技术,用于从复杂图像中抽取出简化、单像素宽度的结构。采用一种基于数学形态学和最大圆盘的骨架提取算法,能够有效地在保持图像拓扑结构的同时,提取出连续且连通性良好的骨架。计算公式为

$$Z_i(Y_2) = (Y_2 \ominus iB) - (Y_2 \ominus iB)\,diB \tag{16}$$

$$Z_k(Y_2) = \bigcup_{i=0}^{n} Z_i(Y_2) \tag{17}$$

式中 B——一个单位圆盘

di——微小正实数 i——正实数

$\ominus$——腐蚀运算

Y_2——连续二值图像

$Z_i(Y_2)$——Y_2 内半径 i 的最大圆盘圆心的集合

$Z_k(Y_2)$——Y_2 的骨架,所有骨架子集 $Z_i(Y_2)$ 的并集

该算法以几何形态学为基础,对图像进行深入分析。通过精确控制腐蚀半径和步长,能够提取出连通性良好的骨架,这对于后续特征提取和形状分析至关重要。针对菌柄曲线特点,因其曲线方程较为简单,可采用最小二乘法建立数据拟合方程。主要计算方法为使用杏鲍菇菌柄部分掩膜的轮廓位置信息$(x_i, y_i)(i = 1, 2, \cdots, m)$,在某一个函数类 $\boldsymbol{\Phi}$ 中寻找一个函数 $\boldsymbol{\Phi}^*(x)$,即

$$\sum_{i=1}^{n} (\boldsymbol{\Phi}^*(x) - y_i)^2 = \min_{\phi(x) \in \boldsymbol{\Phi}} \sum_{i=1}^{n} (\phi(x) - y_i)^2 \tag{18}$$

式中 $\phi(x)$——函数类 $\boldsymbol{\Phi}$ 的任意一个函数

将原分级标准中的弯曲程度临界值 15°与 35°转换为拟合二次曲线的临界值,分别对应 0.133 95 与 0.350 1。

1.3.3 基于 CIE XYZ 颜色空间值聚类的颜色检测方法

在杏鲍菇品质评估中,菌柄颜色参数是判断其颜色等级的关键因素。同时考虑到 CIE XYZ 颜色空间本身不依赖于具体的拍摄设备,其数值基于人类视觉的标准观察者模型,虽然 CIE XYZ 颜色空间不直接表示物体的物理光谱,但其颜色数值比 RGB 空间更接近于人眼感知的“真实颜色”,可以更准确地表示物体在视觉上的颜色感知结果。因此本研究

采用一种将 RGB 颜色空间转换为 CIE XYZ 颜色空间的方法。通过 FCML－YOLO v8 分割出杏鲍菇菌柄部分的掩膜，并对应原图像中位置，分离出菌柄部分图像。将分离出的菌柄部分图像划分成尺寸相同的 50 等份。分别计算每一等份的 RGB 值，并代入以下步骤进行计算。

(1)对 RGB 值分别进行归一化，即

$$r=\frac{R}{255} \tag{19}$$

$$g=\frac{G}{255} \tag{20}$$

$$b=\frac{B}{255} \tag{21}$$

式中　R、G、B——红、绿、蓝 3 种颜色通道值

r、g、b——归一化后得到的三刺激值

(2)将 RGB 值转换为 CIE XYZ 值，即

$$\begin{bmatrix}X\\Y\\Z\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}0.412\,4 & 0.357\,6 & 0.180\,5\\0.212\,6 & 0.715\,2 & 0.072\,2\\0.019\,3 & 0.119\,2 & 0.950\,5\end{bmatrix}\begin{bmatrix}r\\g\\b\end{bmatrix} \tag{22}$$

式中　X、Y、Z——三维空间直角坐标

(3)计算出反射率 Rd 值(%)与黄色深度 $+b$ 值。试验中采用 10°视场，视野相对较窄，意味着设备可以集中精力捕捉或显示较小区域，去除非必要图像干扰，即

$$Rd=\frac{Y}{b}\times 100\% \tag{23}$$

$$f(Y)=\frac{0.51(21+Rd)}{1+0.2Rd} \tag{24}$$

$$+b=K_b f(Y)\left(Rd-\frac{100z}{c}\right) \tag{25}$$

其中　$b=100$　　$c=107.304$

式中　K_b——固定系数，取 70

b、c——10°视场下的参数

采用 K－means 算法对 50 个子区域的 Rd 值和 $+b$ 值进行聚类。将 50 组数值输入元组中，随机选取 10 组数据作为初始质心，迭代计算每个子区域到质心的距离并分配至最近质心。每次迭代中重新计算质心，直到质心变化满足收敛条件。最终，将得到的质心点的 Rd 值和 $+b$ 值与图 5 中的颜色划分进行对比，以确定杏鲍菇颜色等级。

2　结果与分析

2.1　训练策略与损失值对比

训练试验在 Windows 11 操作系统上执行，PyTorch 深度学习框架被集成于 Anaconda 环境中。试验程序采用 Python 3.11 编写，并利用 CUDA 12.1 进行 GPU 加速，以实现高效的模型训练。在硬件配置方面，试验环境搭载了 13 代 Intel Core i9－13900HX 处理器，主频达到 2.20 GHz，内存容量为 16 GB，并配备了 NVIDIA GeForce RTX 4060 显卡以支持高性能图形处理。

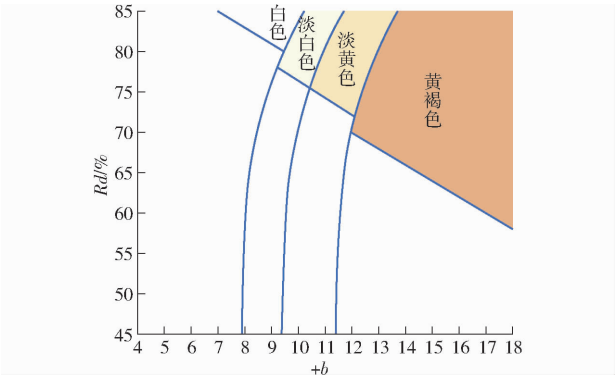


图 5　颜色划分标准

Fig. 5　Color division standard

在 FCML－YOLO v8 模型训练过程中，设定随机梯度下降动量为 0.937，并选择 0.01 作为初始学习率，训练轮次为 300。为了评估模型性能，将训练结果与原始 YOLO v8－seg 模型进行了对比，损失值变化曲线如图 6 所示。从图 6 可知，在训练初期(约前 150 次)，训练集和验证集损失值均迅速下降；随着训练进行，当训练轮次达到 250 次后，损失值逐渐趋于稳定，显示出模型的良好收敛性。此外，FCML－YOLO v8 模型在训练集和验证集上均取得了更低的损失值，验证了 FCML－YOLO v8 模型在提升模型性能和稳定性方面的有效性。训练集和验证集的损失值均在下降，并且二者下降速度接近，说明模型拟合数据良好，没有过拟合现象。

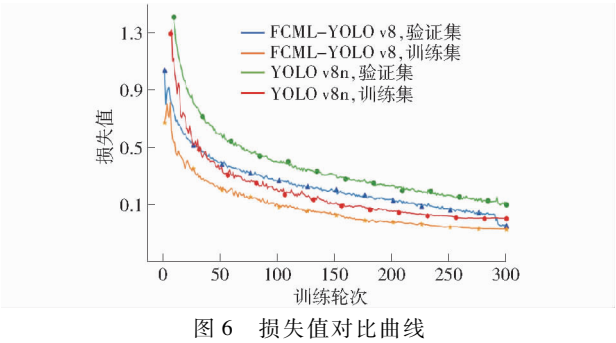


图 6　损失值对比曲线

Fig. 6　Loss value contrast curves

2.2　评价指标

采用精确率(Precision，P)、召回率(Recall，R)、平均精度均值(mean Average Precision，mAP)以及检测成功率作为主要评价指标。对于目标检测任务，设置交并比(Intersection over Union，IoU)阈值为 50% 计算 mAP，记作 mAP@0.5；检测成功率表示模型对杏鲍菇正确分级的成功率。

2.3　对比试验

为验证 FCML－YOLO v8 模型在杏鲍菇分级检

测上的有效性,使用 Mask R-CNN[33]、YOLO v5s-seg、YOLACT++[34]、YOLO v8n-seg 以及 DEW-YOLO[35]分别在杏鲍菇数据集上进行训练和测试,各模型训练轮次为 300,识别效果如图 7 所示,结果如表 2 所示。

由图 7 可以看出,Mask R-CNN、YOLACT++

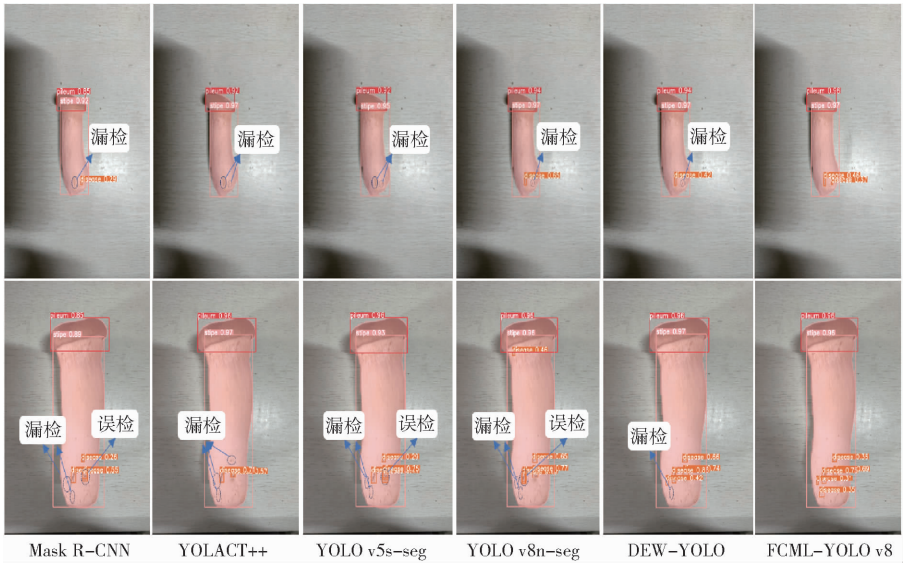


图 7 对比试验结果可视化

Fig. 7 Visualization of ablation experiment results

表 2 对比试验结果

Tab. 2 Comparative experimental results

模型	检测时间/ms	Box(边框)			Mask(掩膜)		
		精确率/%	召回率/%	mAP@0.5/%	精确率/%	召回率/%	mAP@0.5/%
Mask R-CNN	20.65	82.52	79.01	77.92	82.37	79.01	79.00
YOLO v5s-seg	6.04	87.61	83.21	84.68	82.22	79.27	80.29
YOLACT++	8.03	86.87	83.03	83.54	84.66	80.41	82.62
YOLO v8n-seg	7.13	88.02	84.87	86.48	85.73	82.64	84.01
DEW-YOLO	7.75	92.07	87.18	89.12	88.78	84.02	86.08
FCML-YOLO v8	7.47	94.41	88.48	92.04	90.52	84.14	86.79

及 YOLO v5s-seg 在模型检测中均出现较高的漏检和重复检测现象。尽管 YOLO v8n-seg 模型与开源模型 DEW-YOLO 在置信度方面有所提升,但仍存在不可忽视的漏检和重复检测问题。而 FCML-YOLO v8 模型不仅保持了较高的置信度,且在很大程度上避免了漏检和重复检测,显著提升了目标检测与分割的准确性和可靠性。

由表 2 可看出,与原 YOLO v8n-seg 模型相比,FCML-YOLO v8 在检测速度变化不大的同时,预测框精确率和 mAP@0.5 分别提升 6.39、5.56 个百分点。在掩膜检测方面,精确率和 mAP@0.5 分别提高 4.79、2.78 个百分点。与主流模型 Mask R-CNN、YOLO v5s-seg 以及 YOLACT++ 相比,FCML-YOLO v8 预测框精确率分别高 11.89、6.80、7.54 个百分点,mAP@0.5 高 14.12、7.36、8.50 个百分点;掩模精确度则分别高 8.15、8.30、5.86 个百分点,mAP@0.5 高 7.79、6.50、4.17 个百分点。这些提升表明了 FCML-YOLO v8 在复杂病斑分割中的优越性能。为了验证 FCML-YOLO v8 的高效性,在杏鲍菇数据集上进行了与开源模型 DEW-YOLO 的对比。结果表明,FCML-YOLO v8 精确率、mAP@0.5 提高 2.34、2.92 个百分点。这证明了 FCML-YOLO v8 在捕捉详细上下文信息和处理复杂任务方面的优势。

2.4 消融试验

为验证 FCML-YOLO v8 模型性能的提升效果,将 FCML-YOLO v8 和 YOLO v8n 进行对比,以验证改进的有效性,消融试验对比结果如表 3 所示。从表 3 可以看出,融入特征聚焦扩散金字塔网络(FDPN)后,得到的 F-YOLO v8 相较于原模型,预测框精确率、召回率以及 mAP@0.5 提升 3.45、0.34、1.38 个百分点。掩膜精确率和 mAP@0.5 分别增长 2.16、0.51 个百分点。这一提升主要归因于 FDPN 在融合多层次特征方面的优势。随后引入特征注意力融合模块(CAFM),获得的 FC-YOLO v8 模型预测框精确率、召回率和 mAP@0.5 分别提升

表 3　消融试验结果

Tab. 3　Results of ablation experiments　　%

模型	Box(边框)			Mask(掩膜)		
	精确率	召回率	mAP@0.5	精确率	召回率	mAP@0.5
YOLO v8n	88.02	84.87	86.48	85.73	82.64	84.01
F－YOLO v8	91.47	85.21	87.86	87.89	82.63	84.52
FC－YOLO v8	94.47	87.91	91.48	89.22	83.62	85.83
FCML－YOLO v8	94.41	88.48	92.04	90.52	84.14	86.79

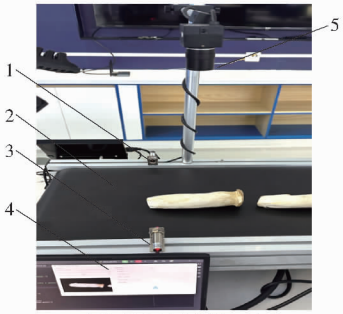
6.45、3.04、5.00 个百分点。掩膜精确率、召回率和平均检测精度也分别提升 3.49、0.98、1.82 个百分点。这一显著的性能增强主要归功于 CAFM 强化了模型对于关键特征的关注度。最后，在模型 Backbone 后端加入 MLCA 注意力机制，得到 FCML－YOLO v8 模型，其预测框精确率、召回率和 mAP@0.5 分别提升 6.39、3.61、5.56 个百分点。掩膜精确率、召回率和 mAP@0.5 也分别提升 4.79、1.50、2.78 个百分点。这一卓越表现归功于 MLCA 注意力机制提升了模型聚焦关键信息的能力。

2.5　杏鲍菇分级检测试验

为了评估 FCML－YOLO v8n 模型在杏鲍菇分级检测性能，搭建了一套自制的杏鲍菇分级检测系统装置，如图 8 所示。图 8a 为可视化界面，系统检测的各项指标以及最终结果均在界面显示。图 8b 为整套检测装置构成，主要包含红外传感器（发射端与接收端）、传送带、计算机以及用于图像捕获的工业相机。整个系统基于 Windows 11 操作系统运行。



(a) 杏鲍菇分级检测系统界面



(b) 杏鲍菇分级检测装置实物

图 8　杏鲍菇分级检测系统装置

Fig. 8　*Pleurotus eryngii* classification testing device

1. 红外线发射器　2. 传送带　3. 红外线接收器　4. 计算机　5. 工业相机

2.5.1　试验装置工作流程

系统启动时，FCML－YOLO v8n 模型被加载至计算机。传送带启动后，杏鲍菇有序传输，速度可调，以适应不同检测需求。杏鲍菇遮挡红外传感器时，系统会记录其通过的时间和位置。当杏鲍菇完全通过，激光线恢复接收状态，触发工业相机拍照。高分辨率相机确保图像准确且实时，随后图像数据迅速传输至计算机。计算机利用 FCML－YOLO v8n 模型对图像进行处理，检测杏鲍菇特征并分级。分级结果实时显示，并自动控制系统进行反馈控制，实现杏鲍菇精确分级，提高整体生产效率和产品质量。

2.5.2　试验检测结果

在分级检测过程中，准确识别杏鲍菇各关键结构是确保分级准确性的重要基础。考虑到杏鲍菇图像可能受到拍摄设备性能及环境因素的影响，特别强调检测结果的准确性，以确保实际应用中能提供可靠的评级结果。因此，在试验结果分析中，主要关注检测成功率这一关键指标。

如表 4 所示，共对 399 个杏鲍菇进行了检测，其中正样本 371 个，负样本 28 个。对于不同等级杏鲍菇检测成功率为 92.98%。在 A、B、C、D 级杏鲍菇检测中，检测成功率分别达到 94.87%、94.17%、92.62% 和 89.86%，证明了其对于杏鲍菇分级的有效性。尽管 D 级杏鲍菇由于病斑小、形状不规则及颜色多变等因素，导致其检测精度略低于其他等级，但整体而言，该装置已达到实际应用需求，为杏鲍菇自动分级提供了可靠解决方案。

表 4　杏鲍菇分级检测结果统计

Tab. 4　Statistics of fractionated detection results of *Pleurotus eryngii*

真实等级	总数	检出数	误检数	检测成功率/%
A 级	78	74	4	94.87
B 级	103	97	6	94.17
C 级	149	138	11	92.62
D 级	69	62	7	89.86
总计	399	371	28	92.98

为了更全面地验证 FCML－YOLO v8 模型在试验装置中的性能，选取综合性能表现较高的 3 个模型

YOLO v5s、YOLO v8n 以及 DEW－YOLO 与 FCML－YOLO v8 模型进行检测效果对比(图 9)。由图 9 可知，YOLO v5s 模型在检测杏鲍菇菌柄部分时存在一定范围误差，这可能影响分级精准度。相比之下，YOLO v8n 和 DEW－YOLO 模型虽在某些方面表现不错，但在准确率上均不及 FCML－YOLO v8 模型。这一结果不仅再次验证了 FCML－YOLO v8 模型在实际应用中的可行性和实用性，更凸显了其相较于其他模型在精准分级任务中的优势。

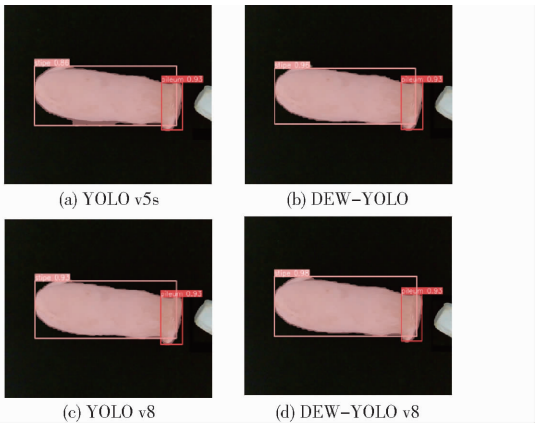


图 9 装置端模型对比试验

Fig. 9 Comparison tests of device end models

3 结论

(1)提出了改进的检测模型 FCML－YOLO v8，在特征融合层加入特征聚焦扩散金字塔网络 FDPN 与特征注意力融合模块 CAFM，使得在特征融合部分能够捕捉详细的上下文信息。同时在特征提取部分的 SPPF 层后加入 MLCA 注意力机制，能够同时结合信道信息和空间信息，以及局部信息和全局信息来提高网络表达效果。输出层 Head 部分引入 Segment_LSCD 作为检测头，使得模型能够在保持高效处理分割任务的同时更加轻量化。

(2)FCML－YOLO v8 模型训练测试结果表明，预测框精确率、召回率和 mAP@0.5 分别为 94.41%、88.48% 和 92.04%；掩膜精确率、召回率和 mAP@0.5 分别为 90.52%、84.14% 和 86.79%。相比 YOLO v8n－seg 模型预测框和掩膜平均精度均值分别提高 6.39、4.79 个百分点，有效缓解了漏检和误检问题。FCML－YOLO v8 模型与当前主流模型(Mask R－CNN、YOLO v5s－seg 以及 YOLACT++)相比，预测框精确率分别高 11.89、6.80、7.54 个百分点，mAP@0.5 分别高 14.12、7.36、8.50 个百分点。

(3)杏鲍菇分级检测结果表明，FCML－YOLO v8 模型对于 A、B、C、D 级杏鲍菇检测成功率分别达到 94.87%、94.17%、92.62% 和 89.86%，整个试验检测成功率为 92.98%，已达到实际应用需求，为杏鲍菇自动分级提供了可靠解决方案。

参 考 文 献

[1] LI C, XU S. Edible mushroom industry in China: Current state and perspectives[J]. Applied Microbiology and Biotechnology, 2022, 106(11): 3949－3955.

[2] 邹何，夏雪，王粟萍，等. 杏鲍菇相关研究进展及其产业开发现状[J]. 食品工业，2019，40(2)：276－283.
ZOU He, XIA Xue, WANG Suping, et al. Research progress and industry development status of *Pleurotus eryngii*[J]. The Food Industry, 2019, 40(2): 276－283. (in Chinese)

[3] ZHANG B, LI Y, ZHANG F, et al. Extraction, structure and bioactivities of the polysaccharides from *Pleurotus eryngii*: a review[J]. International Journal of Biological Macromolecules, 2020, 150: 1342－1347.

[4] ZHANG Y, ZHU S, WANG H, et al. Research on intelligent grading system of *Tremella fuciformis* based on machine vision[J]. Applied Engineering in Agriculture, 2022, 38(6): 961－973.

[5] LI X, FENG T, ZHOU F, et al. Effects of drying methods on the tasty compounds of *Pleurotus eryngii*[J]. Food Chemistry, 2015, 166: 358－364.

[6] 中国食用菌协会. 2022 年度全国食用菌统计调查结果分析[J]. 中国食用菌，2024，43(1)：118－126.

[7] PEREZ-MONTES A, RANGEL-VARGAS E, LORENZO J M, et al. Edible mushrooms as a novel trend in the development of healthier meat products[J]. Current Opinion in Food Science, 2021, 37: 118－124.

[8] 周金看，杨瑶，冯璠，等. 不同杏鲍菇品种种质鉴定及原生质体单核体杂交育种[J]. 北方园艺，2023(24)：118－125.
ZHOU Jinkan, YANG Yao, FENG Fan, et al. Germplasm identification of different *Pleurotus eryngii* cultivars and breeding of protoplast monokaryons hybridization[J]. Northern Horticulture, 2023(24): 118－125. (in Chinese)

[9] 张立杰，周舒骅，李娜，等. 基于改进 SSD 卷积神经网络的苹果定位与分级方法[J]. 农业机械学报，2023，54(6)：223－232.
ZHANG Lijie, ZHOU Shuhua, LI Na, et al. Apple location and classification based on improved SSD convolutional neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(6): 223－232. (in Chinese)

[10] 陈孟燕，王敏娟，宋青峰，等. 基于 ECA－FV－CNN 的水稻单籽粒质量分级方法[J]. 农业机械学报，2023，54(增刊 2)：235－243.
CHEN Mengyan, WANG Minjuan, SONG Qingfeng, et al. Method for single rice grain weight grading based on ECA－FV－CNN[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(Supp. 2): 235－243. (in Chinese)

[11] 胡立华，郑恒宇，周柱，等. 基于机器视觉的杏鲍菇自动分拣装置研究[J]. 机电技术，2023(3)：39－42，59.

[12] 孙松丽，温宏愿，刘宾龄，等. 基于 ROS 和深度学习的杏鲍菇智能分选系统设计[J]. 中国农机化学报，2023，44(8)：95－102.
SUN Songli, WEN Hongyuan, LIU Binling, et al. Design of intelligent sorting system of *Pleurotus eryngii* based on ROS and

deep learning[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2023,44(8):95－102. (in Chinese)
[13] 刘浩,林新华,朱亚男,等.基于机器视觉的杏鲍菇外观品质分级系统设计[J].食品与机械,2023,39(6):105－111.
LIU Hao, LIN Xinhua, ZHU Ya'nan, et al. Design of appearance quality grading system for apricot mushroom based on machine vision[J]. Food & Machinery,2023,39(6):105－111. (in Chinese)
[14] 林新华,李跃丹,朱亚男,等.基于差速分离原理的杏鲍菇分级分选机械系统设计[J].食品与机械,2023,39(2):57－62.
LIN Xinhua, LI Yuedan, ZHU Ya'nan, et al. Design of grading and sorting mechanical system for *Pleurotus eryngii* based on differential separation principle[J]. Food & Machinery,2023,39(2):57－62. (in Chinese)
[15] 刘双喜,王云飞,张宏建,等.基于形色筛选的苹果园羽化害虫粘连图像分割方法[J].农业机械学报,2024,55(3):263－274.
LIU Shuangxi, WANG Yunfei, ZHANG Hongjian, et al. Image segmentation of apple orchard feathering pest adhesion based on shape-color screening[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2024,55(3):263－274. (in Chinese)
[16] 张万枝,曾祥,刘树峰,等.基于改进 YOLO v5s 的马铃薯种薯芽眼检测方法[J].农业机械学报,2023,54(9):260－269.
ZHANG Wanzhi, ZENG Xiang, LIU Shufeng, et al. Detection method of potato seed bud eye based on improved YOLO v5s [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023,54(9):260－269. (in Chinese)
[17] 张领先,景嘉平,李淑菲,等.基于图像自动标注与改进 YOLO v5 的番茄病害识别系统[J].农业机械学报,2023,54(11):198－207.
ZHANG Lingxian, JING Jiaping, LI Shufei, et al. Tomato disease recognition system based on image automatic labeling and improved YOLO v5[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023,54(11):198－207. (in Chinese)
[18] 张蔚然,杜岳峰,栗晓宇,等.基于 FSLYOLO v8n 的玉米籽粒收获质量在线检测方法研究[J].农业机械学报,2024,55(8):253－265.
ZHANG Weiran, DU Yuefeng, LI Xiaoyu, et al. Online detection method of corn kernel quality based on FSLYOLO v8n[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2024,55(8):253－265. (in Chinese)
[19] 周馨婴,吴烽云,邹湘军,等. 基于多目标识别的葡萄果串采摘点定位方法[J]. 农业工程学报,2023,39(22):166－177.
ZHOU Xinzhao, WU Fengyun, ZOU Xiangjun, et al. Grape cluster picking point location method based on multi-object recognition[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(22): 166－177. (in Chinese)
[20] 白恩龙,张周强,郭忠超,等.基于机器视觉的棉花颜色检测方法[J].纺织学报,2024,45(3):36－43.
BAI Enlong, ZHANG Zhouqiang, GUO Zhongchao, et al. Cotton color detection method based on machine vision[J]. Journal of Textile Research,2024,45(3):36－43. (in Chinese)
[21] 马超伟,张浩,马新明,等. 基于改进 YOLOv8 的轻量化小麦病害检测方法[J]. 农业工程学报,2024,40(5):187－195.
MA Chaowei, ZHANG Hao, MA Xinming, et al. Method for the lightweight detection of wheat disease using improved YOLOv8[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(5): 187－195. (in Chinese)
[22] 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)
[23] 梁秀英,贾学镇,何磊,等.基于 YOLO v8n－seg 和改进 Strongsort 的多目标小鼠跟踪方法[J].农业机械学报,2024,55(2):295－305,345.
LIANG Xiuying, JIA Xuezhen, HE Lei, et al. Multi-object mice tracking based on YOLO v8n－seg and improved Strongsort [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2024,55(2):295－305,345. (in Chinese)
[24] 付辰伏,任力生,王芳.基于改进 YOLO v8 的牛只行为识别与跟踪方法[J].农业机械学报,2024,55(5):290－301.
FU Chenfu, REN Lisheng, WANG Fang. Method for cattle behavior recognition and tracking based on improved YOLO v8[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2024,55(5):290－301. (in Chinese)
[25] JIANG P, ERGU D, LIU F, et al. A review of Yolo algorithm developments[J]. Procedia Computer Science, 2022, 199: 1066－1073.
[26] WANG C Y, LIAO H Y M, WU Y H, et al. CSPNet: a new backbone that can enhance learning capability of CNN[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2020: 390－391.
[27] LIN T Y, DOLLÁR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,2017: 2117－2125.
[28] CHEN Zixuan, HE Zewei, LU Zheming. DEA－Net: single image dehazing based on detail-enhanced convolution and content-guided attention[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2024, 33: 1002－1015.
[29] BOZORGPOUR A, AZAD B, AZAD R, et al. HCA－Net: hierarchical context attention network for intervertebral disc semantic labeling[C]//2024 IEEE International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI). IEEE, 2024: 1－5.
[30] WAN D, LU R, SHEN S, et al. Mixed local channel attention for object detection[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 123: 106442.
[31] GUO M H, XU T X, LIU J J, et al. Attention mechanisms in computer vision: a survey[J]. Computational Visual Media, 2022,8(3):331－368.
[32] MONRANARI M, PETRINIC N, BARIERI E. Improving the GJK algorithm for faster and more reliable distance queries between convex objects[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2017, 36(3): 1－17.
[33] HE K,GKIOXARI G,DOLLAR P,et al. Mask R－CNN[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2018,42(2):386－397.
[34] BOLYA D, ZHOU C, XIAO F, et al. YOLACT++ better real-time instance segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2022, 44(2): 1108－1121.
[35] LI J, CHEN M. DEW－YOLO: an efficient algorithm for steel surface defect detection[J]. Applied Sciences, 2024, 14(12): 5171.