

基于 YOLOv8 和 PSP-Ellipse 的火龙果成熟度识别

刘昕璞¹ 赵春雷² 李志锋³ 冯超³

(1. 秦皇岛工业职业技术学院, 河北 秦皇岛 066000; 2. 华北理工大学, 河北 唐山 063210;

3. 河北农业大学, 河北 保定 071001)

摘要: [目的] 提高火龙果成熟度检测准确率及鲁棒性。[方法] 采用 YOLOv8 目标检测模型与 PSP-Ellipse 分割算法相结合的策略, 提出一种高效且准确的火龙果成熟度自动识别方法。先利用 YOLOv8 的实时目标检测功能对火龙果进行初步定位和识别, 再通过 PSP-Ellipse 的形状识别能力, 对火龙果的形状和成熟度进行进一步的精细分类。[结果] 火龙果成熟度分类准确率为 97.6%, 鲁棒性较强。[结论] 该方法在复杂背景和多种光照条件下能够显著提高火龙果的自动化分级效率。

关键词: 火龙果; 成熟度识别; YOLOv8; PSP-Ellipse; 目标检测; 形状识别

Ripeness identification of pitaya fruit based on YOLOv8 and PSP-Ellipse

LIU Xinpu¹ ZHAO Chunlei² LI Zhifeng³ FENG Chao³

(1. Qinhuangdao Polytechnic Institute, Qinhuangdao, Hebei 066000, China; 2. North China University of Science and Technology, Tangshan, Hebei 063210, China; 3. Hebei Agricultural University, Baoding, Hebei 071001, China)

Abstract: [Objective] Improve the accuracy and robustness of maturity detection of pitaya fruit. [Methods] Combining the YOLOv8 object detection model with the PSP-Ellipse segmentation algorithm, an efficient and accurate automatic identification method for pitaya fruit maturity was proposed. First, the real-time target detection function of YOLOv8 was used to locate and identify the pitaya fruit initially. Then the shape recognition capability of PSP-Ellipse was used to further fine classify the shape and maturity of the pitaya fruit. [Results] The accuracy rate of maturity classification of pitaya fruit was 97.6%, and the robustness was strong. [Conclusion] This method can significantly improve the automatic classification efficiency of pitaya fruit under complex backgrounds and various lighting conditions.

Keywords: pitaya fruit; maturity identification; YOLOv8; PSP-Ellipse; target detection; shape recognition

火龙果作为一种富含营养且外观独特的热带水果, 因其广泛的市场需求和高经济价值而备受关注^[1-2]。传统的水果成熟度评估方法主要依赖于人工经验, 主观性较强, 效率低下且难以满足大规模商业化生产的需求^[3-4]。随着农业自动化的发展, 通过图像处理技术实现对火龙果成熟度的精准判断, 能够有效提升检测效率和准确性^[5]。

近年来, 深度学习技术在水果检测与分级领域取得了显著进展, 特别是 YOLO 系列模型, 因其在实时检测中的优异表现, 被广泛应用于各种复杂的水果检测任务中^[6-7]。YOLO 系列模型的优势在于其端到端的检测机制和高效的卷积神经网络架构, 使其能够在保持高精度的

同时, 实现实时检测^[8]。

马瑞峻等^[5]研究了一种基于 YOLOv5 的火龙果成熟度识别方法, 目标检测模型的平均精度均值为 94.90%, F_1 值为 91.37%。徐婷婷等^[6]研究了一种基于 YOLO v7-RA 的火龙果品质与成熟度双指标检测方法, 无遮挡情况下, 该方法精准率为 97.4%, 召回率为 97.7%; 遮挡情况下, 该方法检测精准率为 91.4%, 具有较好泛化能力。Vo 等^[9]研究了基于深度迁移学习的火龙果成熟度分类方法, 该方法在不考虑光照条件和背景复杂度的情况下, 对火龙果的分类准确率达 97.07%。Qiu 等^[10]研究了基于改进 YOLOv8n 的火龙果成熟度判别模型, 对火龙果成熟度识别准确率为 85.2%, 召回率为 87.3%, F_1 得分为 86.23%。

基金项目: 河北省自然科学基金项目 (编号: 23HB48608603); 河北省教育厅教学科研资助项目 (编号: 224785043012)

通信作者: 刘昕璞 (1983—), 女, 秦皇岛工业职业技术学院高级讲师, 硕士。E-mail: liuxinpu2006@126.com

收稿日期: 2024-06-17 **改回日期:** 2024-10-02

然而,火龙果的成熟度检测却面临诸多挑战。火龙果表面具有复杂的纹理特征,这些特征会随着成熟度的变化而发生显著变化^[11];火龙果在不同成熟阶段的颜色变化较大,给颜色特征提取带来了困难^[12];在不同的光照条件和背景复杂度下,火龙果的外观和形态可能会有较大差异^[13],这要求检测模型具有较强的鲁棒性和适应性,而以上方法均未充分考虑该问题。YOLOv8模型在目标检测中具有高效性和精确性,而PSP-Ellipse模型通过多尺度场景解析与椭圆形状识别,可进一步对火龙果的形状特征进行细致分析,从而实现更精确的成熟度分级。研究拟提出一种基于YOLOv8和PSP-Ellipse的火龙果成熟度自动识别方法,旨在提高火龙果成熟度检测的准确性和效率,推动农业领域的自动化进程,为现代化农业生产提供依据。

1 数据集的构建与预处理

为了准确检测和分级火龙果的成熟度,收集大量在不同成熟度阶段和光照条件下的火龙果图像,并对这些图像进行详细的手动标注,这不仅包括火龙果的边界框位置,还对其成熟度进行精细地分类,以构建一个多层次的火龙果成熟度数据集。

1.1 数据采集与标注

为提高火龙果成熟度识别准确性和鲁棒性,对火龙果图像数据进行系统采集,共选取850个火龙果样品,覆盖了不同的成熟度等级和生长环境。为了保证数据的多样性和代表性,图像采集在标准化的成像系统(图1)中进行。

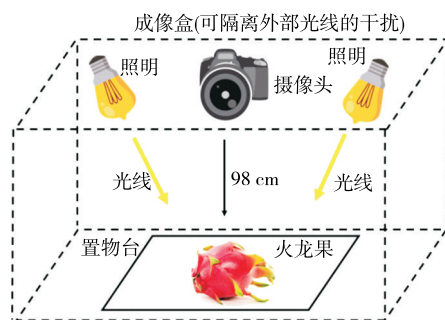


图1 成像采集系统

Figure 1 Imaging acquisition system

图像采集过程在一个具有可控光照条件的照明箱内完成,使用尼康D850数码单反相机。该相机主要参数:有效像素约4575万、影像处理器为EXPEED 5、7倍光学变焦、最高ISO感光度为102400、等效35mm焦距为24~120mm。为了消除外界环境光对图像质量的影响,照明箱顶部安装两个高亮度的LED灯,每个LED灯的额定功率为150W,光通量为8000lm,光照强度可根据实际需求进行调节。

此外,为了模拟火龙果在不同自然环境下的光照条件,试验设置了多种光照场景,包括强光、弱光和自然环境。这种多样化的光照条件能够更好地训练模型,使其在实际应用中具备更高的适应性和鲁棒性。

通过这种精确的图像采集方式,为后续的YOLOv8目标检测和PSP-Ellipse分割算法的研究提供了高质量的图像数据基础,从而有效提升火龙果成熟度自动识别的整体性能。

使用标注工具对图像中的火龙果进行边界框标注,并依据火龙果的颜色、形状等特征,将其分为多个成熟度级别(如未成熟、半成熟、成熟)^[14]。标注结果经过严格审核,确保数据的准确性和一致性。

标注形式为:

$$\text{边界框坐标: } (x_{\min}, y_{\min}, x_{\max}, y_{\max}), \quad (1)$$

式中:

(x_{\min}, y_{\min}) ——边界框的左上角坐标;

(x_{\max}, y_{\max}) ——边界框的右下角坐标。

1.2 数据增强

为了增强数据集的多样性和泛化能力,在原始数据的基础上进行多种数据增强操作,增强模型的泛化能力^[15]。

(1) 旋转:对图像进行随机旋转,增强模型对不同角度的鲁棒性。

$$I_{\text{rot}}(x', y') = I(x \cos \theta - y \sin \theta, x \sin \theta + y \cos \theta), \quad (2)$$

式中:

I ——图像的像素值函数;

x, y ——图像任一点的横、纵坐标;

θ ——参考点(0,0)与坐标点(x,y)之间的连线相对参考轴逆时针旋转的角度,°。

(2) 缩放:通过随机缩放火龙果图像,使模型能够适应不同大小的目标物体。

$$I_{\text{scale}}(x, y) = I(\alpha x, \alpha y), \alpha > 0, \quad (3)$$

式中:

α ——缩放的比例系数。

(3) 对比度调整:通过调整图像的对比度,增强模型对不同光照条件下火龙果的检测能力。

$$I_{\text{contrast}} = \alpha \cdot I(x, y) + \beta, \alpha > 0, \quad (4)$$

式中:

β ——对图像点像素值的平移度。

1.3 数据预处理

在数据集构建完成后,对图像进行预处理,以适应YOLOv8和PSP-Ellipse模型的输入要求^[16]。

(1) 尺寸标准化:将所有图像统一调整到模型输入所需的尺寸。

(2) 归一化:将图像像素值归一化到[0,1],保证数据

的一致性。

(3) 数据划分:将数据集划分为训练集、验证集和测试集,比例为 70%,15%,15%。

通过以上步骤,最终构建的数据集不仅能够真实反映火龙果的多样性,还为模型的训练和评估提供了可靠的数据基础。该数据集的高质量构建为火龙果成熟度检测模型的开发与优化奠定了坚实基础。

2 火龙果成熟度检测

新模型的结构图和对火龙果成熟度的识别流程如图 2 所示。

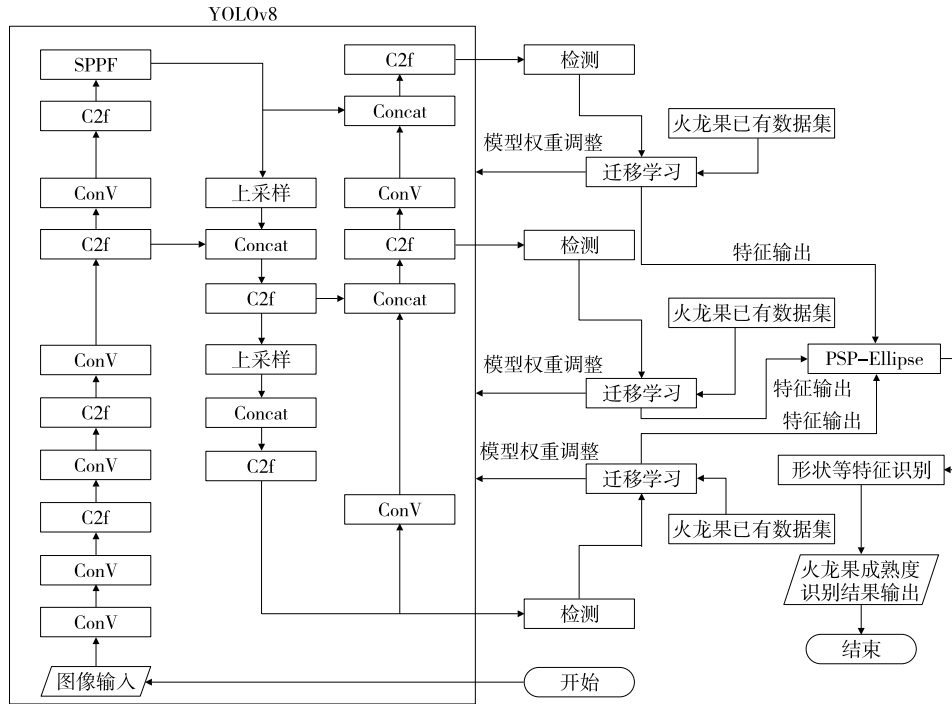


图 2 新模型的结构图和对火龙果成熟度的识别流程

Figure 2 Structure diagram of the new model and identification process of pitaya fruit maturity

YOLOv8 的核心思路是将整个输入图像分成多个网格,每个网格预测出该区域是否包含目标,以及目标的类别和位置。YOLOv8 引入了 Anchor-based 机制,通过预定义的 Anchor Box 与目标真实框进行匹配,并基于这种匹配计算损失函数,以优化目标检测效果。

假设输入图像为 $I \in \mathbb{R}^{H \times W \times 3}$,网络的输出为一组特征图 $F \in \mathbb{R}^{H_f \times W_f \times D}$,其中 H_f, W_f 为特征图的高度和宽度, D 为特征维度。对于每个特征图的每个单元,YOLOv8 输出一个预测向量 p ,其内容包括类别概率、边界框坐标和目标置信度:

$$p = [p_{class_1}, p_{class_2}, \dots, p_{class_n}, x_{cen}, y_{cen}, w, h, p_{conf}], \quad (5)$$

式中:

x_{cen}, y_{cen} ——边界框的中心横、纵坐标;

2.1 基于 YOLOv8 的目标检测

YOLOv8 作为最新的目标检测模型之一,在检测精度和实时性之间取得了极佳的平衡^[17]。YOLOv8 继承了 YOLO 家族的一贯优势,通过在单一网络中同时进行目标检测和分类,能够在保持高效检测速度的同时,确保检测精度^[18]。

2.1.1 YOLOv8 的架构与工作原理 YOLOv8 的基础架构采用卷积神经网络(CNN),并在其输出层使用多个预测头,以实现不同尺度下的目标检测。每个预测头负责在不同的特征图上检测目标,形成多尺度的检测机制。

w, h ——边界框的宽和高,cm;

p_{conf} ——目标存在的置信度,在[0,1]内取值;

$p_{class_1}, p_{class_2}, p_{class_n}$ ——火龙果属于第 1 类、第 2 类和第 n 类的概率,在[0,1]内取值。

2.1.2 特征微调与迁移学习 为了使 YOLOv8 模型更好地适应火龙果的特性,采用迁移学习技术。迁移学习通过使用在大规模数据集上预训练的模型权重^[19],并基于火龙果数据集进行特征微调,以提高模型的检测效果。

微调过程中,冻结了模型的前几层(基础特征提取层),只对后续的检测层进行训练。损失函数包括分类损失、边界框损失和目标置信度损失:

$$L = \lambda_{class} \cdot L_{class} + \lambda_{box} \cdot L_{box} + \lambda_{conf} \cdot L_{conf}, \quad (6)$$

式中:

$\lambda_{\text{class}}, \lambda_{\text{box}}, \lambda_{\text{conf}}$ ——不同损失项的权重。

损失项 $L_{\text{class}}, L_{\text{box}}, L_{\text{conf}}$ 的定义为:

(1) 分类损失:

$$L_{\text{class}} = - \sum_{c=1}^C y_c \log(p_c), \quad (7)$$

式中:

C ——类别数;

y_c ——真实类别标签;

p_c ——预测的类别概率,在 $[0,1]$ 内取值。

(2) 边界框损失:采用被广泛使用的交并比(IoU)进行计算。

$$L_{\text{box}} = 1 - P_{\text{IoU}}, \quad (8)$$

式中:

P_{IoU} ——真实目标框与预测目标框的交集面积占真实目标框面积的比例(衡量了两个边界框重叠的相对大小)。

(3) 目标置信度损失:采用二分类的交叉熵损失计算目标置信度。

$$L_{\text{conf}} = - \left[y_{\text{conf}} \log(p_{\text{conf}}) + (1 - y_{\text{conf}}) \log(1 - p_{\text{conf}}) \right], \quad (9)$$

式中:

y_{conf} ——可设定系数($0 \leq y_{\text{conf}} \leq 1$)。

2.1.3 基于YOLOv8的火龙果检测 通过对模型进行特征微调,YOLOv8在火龙果的检测任务中取得了优异的性能。训练过程中,模型能够快速收敛,并在验证集上取得高精度和低误检率。

2.2 基于PSP-Ellipse的火龙果形状解析

PSP-Ellipse模型通过将多尺度场景解析(PSP)和椭圆形状识别相结合,在复杂背景下对火龙果的形状特征进行准确解析^[20]。该模型不仅能够识别火龙果的边缘轮廓,还能够基于形状特征对火龙果的成熟度进行分级,从而实现更为精细的分类。

2.2.1 多尺度场景解析 多尺度场景解析是一种在图像语义分割中常用的技术,用于提取图像中不同尺度下的全局与局部信息。PSP模块通过引入金字塔池化,将图像分解为多个不同尺度的子图,并对每个子图进行池化操作^[21]。这种方法能够捕捉到图像中从细节到全局的丰富信息,有助于提高模型在复杂场景中的鲁棒性。

具体而言,假设输入特征图为 $F \in \mathbb{R}^{H_f \times W_f \times D}$,PSP模块将其分解为4个不同尺度的特征图 $\{F_1, F_2, F_3, F_4\}$,其中 F_i 表示第 i 个尺度的特征图。每个特征图通过池化操作生成固定大小的特征表示:

$$P_i = \text{Pooling}(F_i). \quad (10)$$

将这些池化结果通过双线性插值恢复到原始分辨率后,与初始特征图 F 进行拼接,形成一个综合特征图 F_{PSP} :

$$F_{\text{PSP}} = \text{Concat}([P_1, P_2, P_3, P_4, F]). \quad (11)$$

这种多尺度融合的特征图能够增强模型对复杂背景下火龙果形状的识别能力。

2.2.2 椭圆形状识别 火龙果在成熟过程中,其形状特征会发生变化。PSP-Ellipse模型通过椭圆拟合的方法^[22],对火龙果的轮廓进行精准描述,并结合椭圆参数对其成熟度进行评估。椭圆形状的拟合通常通过最小二乘法进行,具体步骤为:

假设火龙果的轮廓点集为 $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N$,可以通过椭圆方程对其进行拟合:

$$Ax^2 + Bxy + Cy^2 + Dx + Ey + F = 0. \quad (12)$$

为了找到最佳拟合的椭圆参数 $p = [A, B, C, D, E, F]$,需要最小化损失函数:

$$L_{\text{ellipse}} = \sum_{i=1}^N (Ax_i^2 + Bx_i y_i + Cy_i^2 + Dx_i + Ey_i + F)^2. \quad (13)$$

通过优化损失函数,可以得到最优的椭圆参数 p 。这些参数能够反映火龙果的形状特征,如长轴、短轴的长度及其方向。结合YOLOv8的检测结果,PSP-Ellipse模型能够进一步对火龙果进行成熟度分级。

2.2.3 成熟度分级与形状特征分析 在检测到火龙果的位置信息后,PSP-Ellipse通过其形状特征(如椭圆的长短轴比率、面积、周长等)对火龙果的成熟度进行分级。具体的分级标准可以基于形状参数与实际成熟度之间的统计关联进行确定。例如,长轴与短轴的比率可以作为火龙果成熟度的一个重要指标,PSP-Ellipse模型通过分析这些指标,结合YOLOv8的分类结果,最终实现对火龙果成熟度的精准分类。

2.3 模型的集成与优化

通过将YOLOv8与PSP-Ellipse模型进行集成,开发一种融合策略,以实现火龙果的高效检测与形状解析。这种集成模型的核心在于特征共享和多任务学习的应用,通过两者的结合,检测与分割任务能够在统一框架下进行联合优化,从而提高模型的性能和稳健性。

2.3.1 特征共享与多任务学习 在集成过程中,首先进行特征共享,即在YOLOv8的卷积特征提取阶段,提取的多尺度特征不仅用于目标检测任务,还作为输入提供给PSP-Ellipse模型,以执行形状解析任务。这样的特征共享能够减少冗余计算,提升模型的整体效率。

通过多任务学习的框架,定义一个联合损失函数 L_{total} ,其形式为:

$$L_{\text{total}} = \lambda_{\text{det}} \cdot L_{\text{det}} + \lambda_{\text{seg}} \cdot L_{\text{seg}} + \lambda_{\text{reg}} \cdot L_{\text{reg}}, \quad (14)$$

式中:

L_{det} ——YOLOv8的目标检测损失;

L_{seg} ——PSP-Ellipse的形状解析损失;

L_{reg} ——模型的正则化损失;

$\lambda_{det}, \lambda_{seg}, \lambda_{reg}$ ——权重参数(用于平衡不同任务的损失值)。

2.3.2 超参数优化与训练策略 为了确保集成模型在不同场景下的高效性和稳定性,针对模型的超参数进行精细调整。首先,通过网格搜索与随机搜索结合的方法,优化学习率、批次大小、锚框尺度等关键超参数。训练过程中,采用预训练模型进行初始化,通过冻结部分层的权重,使模型在早期阶段能够专注于特征提取,后期再逐渐解冻这些层,以实现更好的收敛性。

此外,引入余弦退火学习率调度^[23]和自适应梯度裁剪(AGC)^[24]策略,以提高模型在训练中的鲁棒性和收敛速度。这些优化策略使得集成模型在不同复杂场景下均能保持较高的检测与解析精度。

2.3.3 模型优化与结果展示 在模型的最终集成与优化阶段,通过不断地试验验证,逐步改进集成模型的表现。结果表明,在不同光照、背景、遮挡等复杂环境下,集成模型能够稳定地检测出火龙果,并准确地进行形状解析与成熟度分级。

3 试验测试及结果

3.1 试验设置

试验旨在评估集成模型在不同光照条件、背景复杂度和果实成熟度情况下的性能。试验设置考虑以下因素:光照条件包括强光、弱光和自然光;背景复杂度涵盖简单、复杂和自然场景;果实成熟度划分为未成熟、半成熟和完全成熟 3 个级别。

为了全面评估模型的检测和分割性能,采用精度(Precision)、召回率(Recall)和 F_1 分数(F_1 -Score)作为主要评价指标。精度用于衡量模型对检测结果的准确性,即所有检测出的火龙果中,实际为火龙果的比例;召回率是衡量模型检测出的所有火龙果中实际检测到的比例; F_1 分数则是精度和召回率的调和平均,用于综合评价模型的性能。

通过试验设置和详细的评估指标,确保了在复杂环境下对火龙果成熟度的准确检测和分级。

3.2 结果与分析

为进一步验证所提方法的有效性,将所提方法的火龙果成熟度分类性能与基于 YOLOv7-RA 的火龙果成熟度分类方法(YOLOv7-RA)^[6]、基于深度迁移学习的火龙果成熟度分类方法(DTL)^[9]、YOLOv8 和 PSP-Ellipse 进行对比。

3.2.1 目标检测性能 通过对不同试验条件下的表现进行评估,YOLOv8 在精度(Precision)、召回率(Recall)和 F_1 分数(F_1 -Score)方面均实现了高效的目标检测。这一性能优势得益于 YOLOv8 的高效卷积特征提取、锚框生成

与优化的目标分类与回归能力。

由表 1 可知,YOLOv8 在多种试验条件下均保持了高效且稳定的性能。特别是在强光和简单背景条件下,YOLOv8 的精度达到了 99.2%,表明模型在识别明确物体时表现出色。而在复杂背景和弱光条件下,尽管精度和召回率略有下降,但模型仍能保持较高的鲁棒性。无论是在强光还是弱光条件下,YOLOv8 均能稳定发挥作用,充分证明了其在实际应用中的适应能力。

表 1 不同试验设置下 YOLOv8 的目标检测性能

Table 1 Target detection performance of YOLOv8 under different experimental settings %

试验条件	精度	召回率	F_1 分数
强光+简单背景	99.2	99.5	99.3
弱光+简单背景	98.1	98.3	98.2
弱光+复杂背景	96.7	96.8	96.7
自然光+自然场景	97.4	98.1	97.7

3.2.2 成熟度分级性能 PSP-Ellipse 模型在火龙果的成熟度分级任务中展现了其独特的优势。通过引入多尺度场景解析技术和椭圆形状识别方法,PSP-Ellipse 对火龙果的形状特征进行了精细解析,并进一步提升了分类的准确性。

假设所对比的分类准确率为 P_{trad} ,PSP-Ellipse 模型的分类准确率为 P_{PSP} ,准确率的提升幅度定义为:

$$\Delta P = P_{PSP} - P_{trad} \quad (15)$$

由表 2 可知,PSP-Ellipse 模型在不同成熟度级别的分级任务中均表现出较大的准确率提升,PSP-Ellipse 在各个成熟度级别上的表现均优于传统方法,特别是在处理形状特征明显的成熟火龙果时,表现更加突出。在完全成熟的火龙果分类中,准确率从 92.3% 提升至 97.4%,提升幅度达 5.1%。

3.2.3 分类结果对比与分析 综合分析试验方法的整体表现,该方法在目标检测和成熟度分级任务中均表现出了较高的鲁棒性和抗干扰能力。与所对比方法相比,试

表 2 不同方法对不同成熟度火龙果的分类效果

Table 2 Classification effects of different methods on different maturity of pitaya fruit %

成熟度级别	未成熟	半成熟	完全成熟
YOLOv7-RA	93.3	93.1	92.5
DTL	93.5	93.4	92.6
YOLOv8	94.7	94.4	93.9
PSP-Ellipse	93.0	92.9	92.3
试验方法	97.8	97.7	97.4
平均提升幅度	+4.18	+4.25	+4.58

验方法通过特征共享与多任务学习,实现了在复杂场景下的稳定性与高效性。

由表3可知,试验方法在目标检测和成熟度分级的多个指标上均超越了所对比方法,其中 F_1 分数的提升尤其显著,显示了其在复杂环境下的实际应用潜力。结果表明,试验方法在不同光照条件和复杂背景下,均能有效完成火龙果的检测与成熟度分级任务。

表3 试验方法与所对比方法对火龙果的检测、分类效果对比

Table 3 Comparison of the detection and classification effect of the proposed method and the compared method on pitaya fruit %

指标	目标检测精度	成熟度识别准确率	F_1 分数
YOLOv7-RA	95.1	93.0	94.0
DTL	95.3	93.2	94.2
YOLOv8	95.9	94.1	95.0
PSP-Ellipse	93.9	92.4	93.1
所提方法	97.8	97.6	97.7

4 结论

研究提出了一种基于YOLOv8模型和PSP-Ellipse算法的火龙果成熟度识别方法。通过在多种复杂环境下进行试验,验证了该方法在不同光照条件、背景复杂度以及火龙果外观变化情况下的高效性与鲁棒性。结果表明,使用YOLOv8和PSP-Ellipse的结合方法能够实现97.8%的成熟度检测准确率和97.6%的目标分类精度,显著优于所对比的检测方法。该研究尽管取得了积极的成果,但还存在一些不足之处或遗留未予解决的问题:①尽管在不同条件下表现良好,但当前数据集可能依旧缺乏足够的多样性,特别是在不同地理位置和气候条件下生长的火龙果品种;②虽然已在多种背景下测试,但复杂背景可能仍然会对成熟度识别造成干扰。

参考文献

[1] 陈岚,谷会,李娅,等.赤霉素复合壳聚糖处理后火龙果贮藏品质及内源激素的变化[J/OL].现代食品科技.(2024-03-09) [2024-08-26]. <https://doi.org/10.13982/j.mfst.1673-9078.2024.12.1451>.
CHEN L, GU H, LI Y, et al. Changes in storage quality and endogenous hormones of pitaya after gibberellin composite chitosan treatment[J/OL]. Modern Food Science and Technology. (2024-03-09) [2024-08-26]. <https://doi.org/10.13982/j.mfst.1673-9078.2024.12.1451>.

[2] 梁英凯,商枫楠,陈桥,等.基于机器视觉与机器学习的火龙果重量估计[J].食品与机械,2023,39(7):99-103.

LIANG Y K, SHANG F N, CHEN Q, et al. Dragon fruit weight estimation based on machine vision and machine learning[J]. Food & Machinery, 2023, 39(7): 99-103.

[3] 王斌,袁晓,林冲,等.外源褪黑素处理对采后火龙果贮藏品质和活性氧清除能力的影响[J].食品工业科技,2024,45(21):302-309.
WANG B, YUAN X, LIN C, et al. Effects of exogenous melatonin treatment on storage quality and ROS scavenging capacity of harvested pitaya fruit[J]. Science and Technology of Food Industry, 2024, 45(21): 302-309.

[4] 白蓓蓓,郑燕萍,陈黎明,等.不同着色火龙果成熟过程中花青素代谢途径相关酶活分析[J/OL].分子植物育种.(2024-02-22) [2024-08-26]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/46.1068.S.20240222.1143.004.html>.
BAI B B, ZHENG Y P, CHEN L M, et al. Analysis of enzyme activity related to anthocyanin metabolism pathway in different colored pitaya fruit during ripening[J/OL]. Molecular Plant Breeding. (2024-02-22) [2024-08-26]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/46.1068.S.20240222.1143.004.html>.

[5] 马瑞峻,何浣冬,陈瑜,等.基于改进YOLOv5的火龙果成熟度识别方法[J].沈阳农业大学学报,2023,54(2):196-206.
MA R J, HE H D, CHEN Y, et al. Recognition method for maturity of pitaya based on improved YOLOv5[J]. Journal of Shenyang Agricultural University, 2023, 54(2): 196-206.

[6] 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 T T, SONG L, LU X H, 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.

[7] NGUYEN H H C, JANA C, HEZAM I M, et al. Identification of dragon trees and fruits in ham Thuan Bac growing areas, Phan Thiet city, Binh Thuan province, Vietnam[J]. Heliyon, 2024, 10(10): e31233.

[8] CHEN L B, HUANG X R, CHEN W H. Design and implementation of an artificial intelligence of things-based autonomous mobile robot system for pitaya harvesting[J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(12): 13 220-13 235.

[9] VO H T, THIEN N N, MUI K C. A deep transfer learning approach for accurate dragon fruit ripeness classification and visual explanation using Grad-CAM[J]. International Journal of Advanced Computer Science & Applications, 2023, 14(11): 1 344-1 352.

[10] QIU Z, HUANG Z Y, MO D Y, et al. GSE-YOLO: a lightweight and high-precision model for identifying the ripeness of pitaya (dragon fruit) based on the YOLOv8n improvement[J]. Horticulturae, 2024, 10(8): 852.

[11] WANG X G, CHEN J Y, LUO D L, et al. Advances in the

- understanding of postharvest physiological changes and the storage and preservation of pitaya[J]. *Foods*, 2024, 13(9): 1 307.
- [12] CARMEN F, FRANCES C, BARTHE L. Trends on valorization of pitaya fruit biomass through value-added and green extraction technology: a critical review of advancements and processes[J]. *Trends in Food Science & Technology*, 2023, 138: 339-354.
- [13] ILHAN G. Analysis of sensory, morphological and biochemical characteristics in fruits of different red-fleshed Pitaya (*Hylocereus polyrhizus*) accessions[J]. *Erwerbs-Obstbau*, 2023, 65(5): 1 803-1 810.
- [14] 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 F G, LI Z H, CHOU Z M, et al. Multitasking recognition and positioning of pitaya based on improved YOLOv5-s[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2023, 46 (18): 155-162.
- [15] 朱立学,赖颖杰,张世昂,等.基于改进U-Net的火龙果采摘图像分割和姿态估计方法[J].*农业机械学报*,2023,54(11):180-188.
ZHU L X, LAI Y J, ZHANG S A, et al. Image segmentation and pose estimation method for pitaya picking robot based on enhanced U-Net[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2023, 54(11): 180-188.
- [16] LI H, GU Z, HE D, 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.
- [17] 唐兴萍,王白娟,杨红欣,等.基于YOLOv8的水果外观检测与分类方法[J].*食品与机械*,2024,40(7):103-110.
TANG X P, WANG B J, YANG H X, et al. Research on fruit appearance detection and classification method based on YOLOv8[J]. *Food & Machinery*, 2024, 40(7): 103-110.
- [18] 岳有军,漆潇,赵辉,等.基于改进YOLOv8的果园复杂环境下苹果检测模型研究[J/OL].*南京信息工程大学学报*. (2024-07-15) [2024-08-26]. <https://doi.org/10.13878/j.cnki.jnuist.20240410002>.
- YUE Y J, QI X, ZHAO H, et al. Research on apple detection model in complex orchard environments based on improved YOLOv8[J/OL]. *Journal of Nanjing University of Information Science & Technology*. (2024-07-15) [2024-08-26]. <https://doi.org/10.13878/j.cnki.jnuist.20240410002>.
- [19] 漆海霞,冯发生,尹选春,等.轻量级多场景群养猪只行为识别模型研究与部署[J/OL].*农业机械学报*. (2024-08-20) [2024-08-26]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1964.s.20240816.1947.014.html>.
- QI H X, FENG F S, YIN X C, et al. Research and deployment of lightweight multi-scene group pig behavior recognition model[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*. (2024-08-20) [2024-08-26]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1964.s.20240816.1947.014.html>.
- [20] WANG L, ZHENG H, YIN C, et al. Dense papaya target detection in natural environment based on improved YOLOv5s [J]. *Agronomy*, 2023, 13(8): 2 019.
- [21] 王卓,瞿绍军.基于注意力机制与多尺度池化的实时语义分割网络[J].*计算机工程*,2023,49(10):222-229,238.
WANG Z, QU S J. Real-time semantic segmentation network based on attention mechanism and multi-scale pooling[J]. *Computer Engineering*, 2023, 49(10): 222-229, 238.
- [22] CHEN X D, QIAN C, ZHAO M, et al. Improving ellipse fitting via multi-scale smoothing and key-point searching[J]. *Pattern Recognition*, 2024, 151: 110432.
- [23] 刘国权,陈尚良,李跃忠,等.基于SGD和余弦退火算法改进YOLOv3的高压电力设备目标检测方法[J].*东华理工大学学报(自然科学版)*,2024,47(3):294-300.
LIU G Q, CHEN S L, LI Y Z, et al. An Improved YOLOv3 target detection method for high voltage power equipment based on SGD and cosine annealing algorithm[J]. *Journal of East China University of Technology (Natural Science)*, 2024, 47(3): 294-300.
- [24] 张家棋,李觉友.一类自适应梯度裁剪的差分隐私随机梯度下降算法[J].*运筹学学报(中英文)*,2024,28(2):47-57.
ZHANG J Q, LI J Y. A class of differential privacy stochastic gradient descent algorithm with adaptive gradient clipping[J]. *Operations Research Transactions*, 2024, 28(2): 47-57.