曾风, 滕开良, 张磊. 基于改进 YOLOv8n 模型的咖啡果实成熟度检测算法研究[J]. 智能计算机与应用,2026,16(7):187-192. DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.24110506

基于改进 YOLOv8n 模型的咖啡果实成熟度检测算法研究

曾 风, 滕开良, 张 磊
(广西民族大学 物理与电子信息学院, 南宁 530006)

摘 要: 影响咖啡果实品质的主要因素之一是其成熟度。为进一步准确评估咖啡果实的成熟度,提高咖啡生产和加工的质量,针对自然环境中咖啡果实背景复杂、目标小和数量密集等问题,基于 YOLOv8n 模型提出了一种优化和改进的咖啡果实成熟度检测方法。首先,将 YOLOv8n 模型中的主干和颈部 C2f 模块的 Bottleneck 替换为 Fasterblock,保持检测精度的同时降低模型的参数量,使模型更轻量化;其次,将普通卷积改为空间深度卷积 SPD-Conv(SPatial Depthwise Convolution),以减少卷积操作空间维度,并且在小目标检测上表现出更高的精度;最后,在特征融合前引入全局注意力机制 GAM(Global Attention Mechanism),动态地调整特征图中的重要区域,提高模型对关键特征的关注度,从而提升检测的准确性。通过实验得出,改进的 YOLOv8n 模型在平均精确度、mAP@0.50、mAP@0.50-0.95 和 R 相较于改进前,提升幅度分别为 21.0%、13.8%、12.6%和 3.8%,浮点运算数降低了 0.9 G。结果表明,改进后的 YOLOv8n 模型有更好的性能。

关键词: YOLOv8n; 咖啡果实检测; 注意力机制; 成熟度; 深度学习
中图分类号: S571.2 **文献标志码**: A **文章编号**: 2095-2163(2026)07-0187-06

Coffee fruit maturity detection algorithm based on YOLOv8n model

ZENG Feng, TENG Kailiang, ZHANG Lei
(College of Physics and Electronics Information, Guangxi Minzu University, Nanning 530006, China)

Abstract: One of the main factors affecting the quality of coffee cherries is their maturity. To better assess the maturity of coffee cherries and improve the quality of coffee production and processing, an optimized YOLOv8n-based method is proposed, addressing challenges like complex backgrounds, small target sizes, and dense fruit distribution in natural environments. Firstly, the Bottleneck in the YOLOv8n's backbone and neck C2f module is replaced with a Fasterblock, reducing the model's parameter count while maintaining detection accuracy and making the model more lightweight. Secondly, SPatial Depthwise Convolution (SPD-Conv) replaces standard convolution to reduce the spatial dimensions of convolution operations, enhancing accuracy in small target detection. Lastly, a Global Attention Mechanism (GAM) is introduced before feature fusion to dynamically adjust the important regions in the feature map, improving the model's focus on key features and boosting detection accuracy. The experiments show that the improved YOLOv8n model outperforms the original version with increases of 21.0%, 13.8%, 12.6%, and 3.8% in average precision, mAP@0.50, mAP@0.50-0.95, and R, respectively, while the number of FLOating Point operations (FLOPs) is reduced by 0.9 G. These results indicate that the improved YOLOv8n model exhibits better performance.

Key words: YOLOv8n; coffee fruit detection; attention mechanism; maturity; deep learning

0 引 言

随着全球化进程加速和人们生活水平的提升,咖啡逐渐成为一种广受喜爱的饮品,咖啡市场持续扩展,并对全球经济带来了深远的影响[1]。咖啡富含可溶性蛋白质、脂肪、糖分和天然化合物,主要成分包括咖啡因、绿原酸和阿魏酸,有助于抑制高脂饮食引起的体重增加,并缓解记忆障碍和认知损伤[2]。中国现已成为全球咖啡生产、贸易和消费的重要大国之一,咖啡在国内的热带农业、国际贸易以及人们的日常生活中,正逐步扮演着愈发关键的角色[3]。咖啡果的品质与采摘和贮存时刻的成熟度

作者简介: 曾 风(1998—),女,硕士研究生。主要研究方向:人工智能; 张 磊(1996—),男,硕士研究生。主要研究方向:人工智能。
通信作者: 滕开良(1982—),男,博士,高级工程师,硕士生导师。主要研究方向:智能制造, 新能源技术, 智慧农业。Email: huda2521@126.com。

收稿日期: 2024-11-05

相关。咖啡果的长度、宽度、单果及种子重量随成熟度的增加而提升,硬度反之[4]。目前,自然环境下的水果成熟度检测研究已经获得了一定进展,国内外学者尝试采用机器视觉方法检测草莓、番茄、苹果和柑橘等水果成熟度[5-8]。各种环境因素在自然条件下会对水果的大小、形状和纹理等特征产生影响。可结合机器学习,利用果实外观、光谱图像、电子鼻和电子舌等技术来评估果实的成熟速度。

近年来,深度学习频繁用于水果成熟度检测。果园环境复杂,种类和成熟度各异,人工采摘成本高,效率低。苗荣慧等学者[9]为了提升苹果智能化、自动化检测,提出了基于改进 YOLOv7 的复杂果园环境下苹果成熟度检测方法,有效提高了检测准确率和模型收敛速度。周涛等学者[10]为了准确识别不同环境下菠萝的成熟度,提出了基于改进 YOLOv8 模型的菠萝成熟度检测方法,提升了目标检测精度和鲁棒性。李红丹等学者[11]为实现更高精度的草莓成熟度检测,在自然环境下设计了一个优化的 YOLOv7 检测模型,显著提升了模型的检测速度和准确性。齐国红等学者[12]提出了一种结合多目标采样的 Mask R-CNN 方法框架检测木瓜成熟度,有效提高了准确性和鲁棒性。田有文等学者[13]对于复杂田间环境下的蓝莓成熟度无法快速识别的问题,提出了一种基于改进 YOLOv8 轻量化的模型,有效提升了检测效率。任晓东[14]提出了一种基于 SimAM 无参数注意力机制的 YOLOv7 改进模型,显著提升了苹果质量识别的效率。Falahat 等学者[15]利用改进的 YOLOv5n 模型检测玉米雄穗和计数,可以有效提高检测精度。Maji 等学者[16]针对小麦产量受遗传和环境因素的影响,无法精确预测产量等问题,研发了一种融合 Mask R-CNN 和 U-Net 的新深度学习网络 SlypNet,可以提取小麦各种形态特征,有效精确评估产量。Aljaafreh 等学者[17]采用 YOLOv5 进行实时检测定位,有利于提高橄榄的质量和生产能力,并预测未来产量。Fan 等学者[18]通过对草莓图像进行暗通道处理,以提高在低光照条件下夜间草莓的识别率,从而提升鉴定和采摘的准确性。Cuong 等学者[19]提出了一种基于改进版 Tiny YOLOv4 的菠萝成熟度识别算法,旨在实现适宜期菠萝的自动化采摘。

综上所述,本研究提出了一种结合 GAM 注意力机制的 YOLOv8n 网络咖啡果实成熟度检测算法,旨在应对咖啡果实目标小、检测环境复杂以及识别精度不足的挑战。该算法不仅提高了咖啡果实成熟度的识别精度,还实现了模型的轻量化设计。为今后在嵌入式设备上部署深度学习的咖啡果实成熟度检测算法提供一种可行策略。

1 材料与方法

所构建的咖啡果实数据集由原始数据和增强数据两部分组成。原始数据来源于 Kaggle 平台的公开数据集[20],果实种类为 Coffea arabica(阿拉比卡豆)。数据集将咖啡果实成熟度分为干燥、过熟、成熟、半熟和未熟五个级别。原数据集图片数量一共 859 张,包含的图片大多数是绿色咖啡果实(未成熟),占总图片数量的 2/3,其他成熟度图片数量占 1/3。为增强模型的鲁棒性和泛化性,本研究采用旋转、缩放、平移、裁剪和随机色彩变换等技术,对图像进行数据增强,最终获得了 2 577 张图片。数据集按 7∶1∶2 比例划分为训练集、测试集和验证集,测试集中含有干燥果实的图片 43 张,过成熟果实的图片 34 张,成熟果实的图片 81 张,半成熟果实的图片 71 张和未成熟果实的图片 215 张。为尽量减少失真,所有图片调整为 640×640 像素,同时保持原有高宽比例,本文基于上述咖啡果实成熟度等级的划分,对咖啡果实成熟度进行深入研究。

2 YOLOv8n 模型改进方法

2.1 GAM 注意力机制原理

YOLOv8n 模型在特征提取过程中对不同特征采用了不同的加权方式,咖啡果实背景复杂,树叶易遮挡,导致目标检测出现误检和漏检,从而影响咖啡果实的信息提取。为了解决上述问题,本研究引入了全局注意力机制 GAM[21]。该机制作为基于 CBAM[22](Convolutional Block Attention Module)注意力机制重新设计的子模块,旨在减小信息损失并增强全局交互特征,从而提升神经网络的整体性能。GAM 通过三维排列保留三维信息,并通过 2 个多层感知机加强通道和空间的依赖关系,使得不同通道或区域能够获得不同的权重,从而提高模型的性能和效率,提取重要信息。GAM 的模块整体结构如图 1 所示,相关的数学公式如下:

$$F_2 = M_c(F_1) \otimes F_1 \tag{1}$$

$$F_3 = M_s(F_2) \otimes F_2 \tag{2}$$

其中,F_1 表示输入特征图;F_2 表示中间状态;F_3 表示输出;M_c 和 M_s 分别表示通道注意图和空间注意图;“$\otimes$”表示元素级乘法。

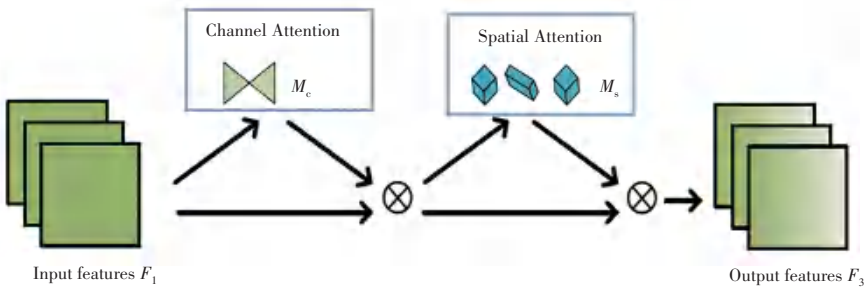


图 1　GAM 注意力机制

Fig. 1　GAM attention mechanism

2.2　C2f_faster 模块

在嵌入式硬件场景下条件有限，为了减小模型尺寸并提高检测效率，本研究引入了轻量级 FasterNet[23] 网络。FasterNet 是一种新型神经网络结构，旨在提升推理速度，在各种视觉任务中实现了更高的运行速度，同时保持了准确性。该网络提出了部分卷积 PConv（Partial Convolution），其计算量较小，能够显著提升模型的性能，具体如图 2 所示。其计算复杂度（Cplexity）为：

$$\text{Cplexity} = h \times w \times k^2 \times \text{cp}^2 \tag{3}$$

在进行卷积操作时，若通道数降到 1/4，则计算量仅为普通卷积的 1/16，内存访问量仅为普通卷积的 1/4。内存访问量如下：

$$h \times w \times 2\text{cp} + k^2 \times \text{cp}^2 \approx h \times w \times 2\text{cp} \tag{4}$$

其中，h 表示通道的高度；w 表示通道的宽度；cp 表示连续的网络通道数；k 表示卷积核的尺寸。

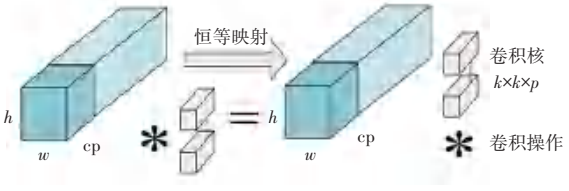


图 2　PConv 卷积结构

Fig. 2　Structure of PConv convolution

YOLOv8n 中的 C2f 模块参数较多，模型体积较大，且在小目标检测方面效果不佳，不适合部署在移动端。为实现模型的轻量化，本研究将 YOLOv8n 中 C2f 模块的所有 Bottleneck 替换为 Fasterblock，有效减少了 C2f 中的 3×3 普通卷积，从而降低了模型的尺寸和参数数量，如图 3 所示。同时，Fasterblock 能够更好地利用通道信息，以提取多样化的特征。此模块先通过一个 3×3 的 PConv 与一个 1×1 的 Conv 进行特征提取和降维。随后，经过批归一化（BN）和 ReLU 激活函数处理，最后使用 1×1 的 Conv 进行升维，并将输出与升维特征相加，形成最终结果。Fasterblock 网络结构如图 4 所示。Fasterblock 是 FasterNet 的核心模块，能够显著降低计算量和参数量，提高推理速度。



图 3　C2f_Faster 模块

Fig. 3　C2f_Faster model

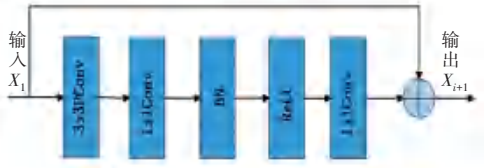
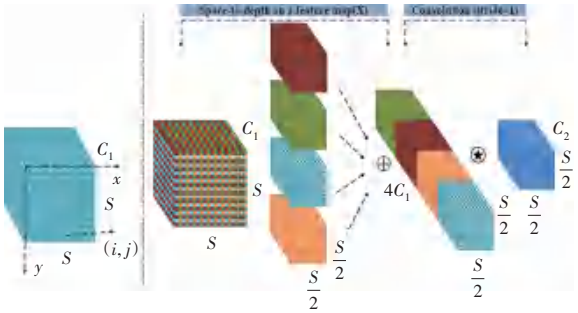


图 4　Fasterblock 网络结构

Fig. 4　Structure of Fasterblock

2.3　空间深度卷积

传统卷积操作通过逐一将卷积核应用于输入特征映射的每个通道，生成输出特征映射，并将所有通道的结果相加。而 SPD-Conv[24] 则首先将特征图分割成多个子图，并在通道维度上重新排列这些子图，以减小空间维度但保留所有信息。通过非步幅卷积处理这些高维特征图，提取特征并减少通道维度。SPD-Conv 通过不损失细节信息来实现特征图的下采样，显著提升了低分辨率图像和小物体检测的性能，空间深度卷积的结构示意见图 5。



（a）组成 1　（b）组成 2　（c）组成 3　（d）组成 4　（e）组成 5

图 5　空间深度卷积网络结构

Fig. 5　Structure of SPD-Conv

2.4 改进 YOLOv8n 的咖啡果实成熟度检测模型构建

传统卷积神经网络通过步幅卷积和池化层来减少特征图的空间维度,这可能导致细节信息的丢失,尤其在处理低分辨率图像或小物体时更为明显。咖啡果实小而密集,常被枝叶遮挡,因此容易出现漏检和误检问题。本研究提出了一种改进的 YOLOv8n 算法,以提高在自然环境中识别咖啡果实的准确率。该算法包括输入层(Input)、骨干网络(Backbone)、颈部(Neck)、无锚检测头(Detect)和输出层。主干网络用空间深度卷积替代传统卷积,以减少通道维度并提升检测性能;将 C2f_faster 模块替换原有的 C2f 模块,降低计算量和参数量,提高推理速度;同时,在主干网络进行空间金字塔池化之前,加入全局注意力机制模块,以增强信息的分散和提升全局交互效果,从而提高模型对咖啡果实目标的聚焦能力,进而提升识别和定位的准确度。改进 YOLOv8 的网络模型如图 6 所示。

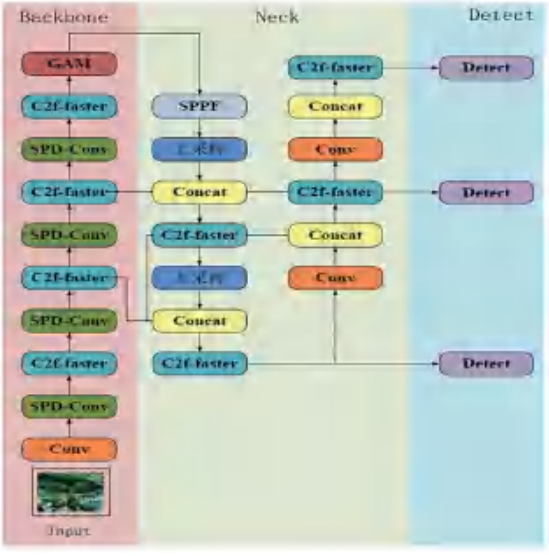


图 6 改进 YOLOv8n 网络模型

Fig. 6 Improved YOLOv8n network model

2.5 模型评价指标

本研究实验结果采用了精度(P)、召回率(R)、平均精度均值(mAP)和浮点运算数(FLOPs)作为评价指标。

(1)精确度(P)和召回率(R)。计算公式为:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \tag{5}$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \tag{6}$$

其中,TP 表示正确预测的正样本数量;TN 表示正确预测的负样本数量;FN 表示误判的负样本数;FP 表示误判的正样本数。

(2)平均精度(AP)和平均精度均值(mAP)。公式为:

$$AP = \int_0^1 P(R)\,dR \tag{7}$$

$$mAP = \frac{\sum_{i=1}^{n} AP_i}{n} \times 100\% \tag{8}$$

其中,n 表示检测类别的数量。在目标检测任务中,分别用 mAP@0.50 和 mAP@0.50-0.95 表示 IoU 阈值为 0.50 和 0.50-0.95 时的平均精度。

(3)浮点运算量(FLOPs)。是衡量模型计算复杂度的指标,其单位是 G。

3 结果分析

3.1 实验环境

本实验环境为 Windows 10 操作系统,搭配 NVIDIA Quadro RTX 6000 GPU 和 24 GB 的显存,深度学习框架选用了 PyTorch 2.4.1,CUDA 11.8,编程语言是 Python 3.10。本文实验的训练和验证均是在 Pycharm2021.3 上进行,实验设置训练次数为 300,优化器为 Adam。

3.2 消融实验

为了验证 YOLOv8n 改进后模型性能的有效性,本研究将各改进模型和原模型在同一咖啡果实数据集和测试环境下进行消融实验,结果见表 1。

由表 1 可知,将 GAM 注意力机制应用于模型后,咖啡果实各成熟度平均精度都有所提升,mAP、R、mAP@0.50 和 mAP@0.50-0.95 分别提升了 5.0%、1.3%、1.2%和 1.5%,说明 GAM 可以有效抑制背景因素,更加关注咖啡果实特征,但模型浮点运算量提升较多;将 C2f_faster 模块替换原有的 C2f 模块后,总体的 mAP 不变、mAP@0.50 和 mAP@0.50-0.95 分别提升 0.9%和 0.1%,浮点运算数较原模型减少 1.8 G,说明对 YOLOv8n 模型轻量化改进效果显著;将普通卷积由 SPD-Conv 替换后,除各成熟度平均精度都有明显提升外,mAP、R、mAP@0.50 和 mAP@0.50-0.95 分别提升了 4.4%、1.9%、2.1%和 2.1%,说明 SPD-Conv 可以提高小目标检测精度和准确率。改进后的 YOLOv8n 模型相比原模型的各成熟度平均精度提升显著,mAP、R、mAP@0.50 和 mAP@0.50-0.95 分别提升了 21.0%、3.8%、13.8%和 12.6%,浮点运算量下降了 0.9 G,达到了消融实验最优表现。

表 1　消融实验

Table 1　Ablation experiment

模型 Models	平均精度(Average Precision，AP)/%					mAP/%	mAP@0.50/%	mAP@0.50-0.95/%	FLOPs/G
	干燥(dry)	过熟(overripe)	成熟(ripe)	半熟(semi_ripe)	未熟(unripe)				
YOLOv8n	71.1	44.0	60.4	52.0	87.2	62.9	72.9	66.8	8.1
YOLOv8n+GAM	84.5	49.6	62.4	55.4	87.6	67.9	74.1	68.3	9.5
YOLOv8n+C2_faster	60.3	50.6	62.2	54.2	87.2	62.9	73.8	66.9	6.3
YOLOv8n+SPD-Conv	76.0	54.9	61.9	55.4	88.4	67.3	75.0	68.9	7.6
Improved YOLOv8n	87.9	62.9	92.1	82.4	94.3	83.9	86.7	79.4	7.2

由于数据集各成熟度图片数量不均匀，各成熟度果实的平均精度存在较大差异，将 C2f_faster 模块替换原有的 C2f 模块后，模型复杂度降低，可能对干燥成熟度类别欠拟合，其平均精度有所下降。但由表 1 可知，最终改进后的模型检测精度都有较大的提升，验证了本研究模型改进对咖啡果实检测具有可行性。

3.3　模型对比实验

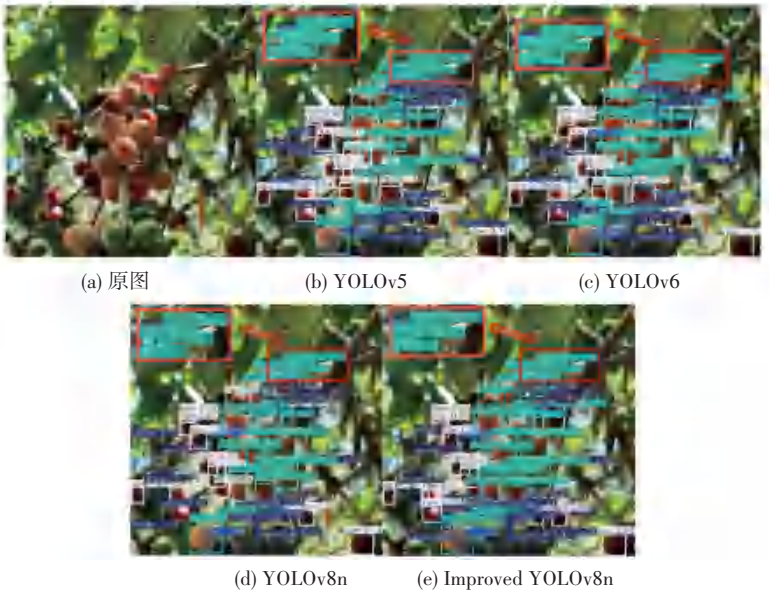
为了客观评估改进后的 YOLOv8n 模型，与原 YOLOv8n、YOLOv6 和 YOLOv5 进行了对比实验，实验结果见表 2。与 YOLOv6 相比，改进后的 YOLOv8n 模型的浮点运算量降低了 4.6 G，mAP 提升了 20.3%，R 提升了 4.7%，mAP@0.50 和 mAP@0.50-0.95 分别提高了 16.3%和 15.2%，模型各项数据表现皆优，也更加轻量化。与 YOLOv5 相比，虽然改进后的 YOLOv8n 模型的浮点运算量略有增加，但 mAP 却提升了 16.6%，mAP@0.50 和 mAP@0.50-0.95 分别提高了 12.6%和 11.3%，R 提升了 3.8%，在模型体积差异不大的情况下，其优势更为突出。相比较原模型，改进后的 YOLOv8n 浮点运算量为 7.2 G，降低了 0.9 G，mAP 提升了 21.0%，R 提高了 3.8%，mAP@0.50 和 mAP@0.50-0.95 分别提升了 13.8%和 12.6%，各项指标都有显著提升，模型综合性能最好。

表 2　不同模型的性能对比实验

Table 2　Performance comparison experiment of the different models

模型	mAP/%	R/%	mAP@0.50/%	mAP@0.50-0.95/%	FLOPs/G
YOLOv5	67.3	74.5	74.1	68.1	**7.1**
YOLOv6	63.6	73.6	70.4	64.2	11.8
YOLOv8n	62.9	74.5	72.9	66.8	8.1
Improved YOLOv8n	**83.9**	**78.3**	**86.7**	**79.4**	7.2

实验结果表明，改进后的 YOLOv8n 模型在保持较小体积的同时，实现了更高的检测精度和更低的计算成本，适合于咖啡果实的检测和分类。这 4 个模型在同一数据集下检测的效果对比如图 7 所示。



(a) 原图　(b) YOLOv5　(c) YOLOv6

(d) YOLOv8n　(e) Improved YOLOv8n

图 7　不同模型的检测效果图

Fig. 7　Detection results of different models

4 结束语

深度学习目标检测算法广泛应用于果实检测，但现有模型在咖啡果实检测中难以兼顾准确率和速度。为解决成熟度检测问题，本研究基于 YOLOv8n 提出了一种改进的轻量化网络模型，采用 SPD-Conv 替换普通卷积，引入 GAM 注意力机制，并将 C2f 中的 Bottleneck 替换为 FasterNet 中的 FasterBlock。实验结果表明，改进后的 YOLOv8n 模型在平均精确度、mAP@0.50、mAP@0.50-0.95 和 R 上分别达到 83.9%、86.7%、79.4%和 78.3%，相较于改进之前，提升幅度分别为 21.0%、13.8%、12.6%和 3.8%。未来研究将针对不同咖啡品种扩大数据集，以提高所提模型的泛化能力与实用性。

参考文献

[1] 曹雪荔. 咖啡经济产业链构建与优化策略[J]. 时代经贸, 2024(10): 190-192.

[2] Moy G A, Mcnay E C. Caffeine prevents weight gain and cognitive impairment caused by ahigh-fat diet while elevating hippocampal BDNF[J]. Physiology Behavior, 2013, 109: 69-74.

[3] 黄家雄，吕玉兰，李维锐，等. 中国咖啡产业发展报告(2022)[J]. 热带农业科技, 202, 46(4): 1-5.

[4] 李亚麒，娄予强，何红艳，等. 咖啡果实不同成熟度对其品质的影响[J]. 种子, 2022, 41(12): 78-92.

[5] 王伟，李岩. 智能控制系统在草莓采摘机器人中的应用研究[J]. 南方农机, 2024, 55(19): 73-75.

[6] 王俊平，徐刚. 机器视觉和电子鼻融合的番茄成熟度检测方法[J]. 食品与机械, 2022, 38(2): 148-152.

[7] 王丽娟，陈浩然，季石军，等. 机器视觉成熟度检测的苹果色选分拣机设计[J]. 农业与技术, 2022, 42(12): 36-40.

[8] 邹伟. 基于机器视觉技术的柑橘果实成熟度分选研究[J]. 农业与技术, 2023, 43(17): 41-44.

[9] 苗荣慧，李港澳，黄宗宝，等. 基于 YOLOv7-ST-ASFF 的复杂果园环境下苹果成熟度检测方法[J]. 农业机械学报, 2024, 55(6): 219-228.

[10] 周涛，王骥，麦仁贵. 基于改进 YOLOv8 的实时菠萝成熟度目标检测方法[J]. 华中农业大学学报, 2024, 43(5): 10-20.

[11] 李红丹，帅璐宇，徐雪环，等. 基于改进 YOLOv7 的草莓成熟度检测方法[J]. 四川农业大学学报, 2024, 42(3): 561-571.

[12] 齐国红，张云龙，苏曼. 基于多目标采样和改进 Mask R-CNN 的木瓜成熟度检测[J]. 食品与机械, 2024, 40(3): 52-59.

[13] 田有文，覃上声，闫玉博，等. 基于改进 YOLOv8 的田间复杂环境下蓝莓成熟度检测[J]. 农业工程学报, 2024, 40(16): 153-162.

[14] 任晓东. 基于 YOLOv7 改进模型的苹果质量识别算法研究[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(1): 194-199.

[15] Falahat S, Karami A. Maize tassel detection and counting using a YOLOv5-based model[J]. Multimedia Tools and Applications, 2023, 82: 19521-19538.

[16] Maji A K, Marwaha S, Kumar S, et al. SlypNet: Spikelet-based yield prediction of wheat usingadvanced plant phenotyping and computer vision techniques[J]. Frontiers in Plant Science, 2022, 13: 889853.

[17] Aljaafreh A, Ezzaldeen Y E. A real-time olive fruit detection for harvesting robot based on YOLO algorithms [J]. Acta Technologica Agriculture, 2023, 3: 121-132.

[18] Fan Y, Zhang S, Feng K, et al. Strawberry maturity recognition algorithm combining dark channel enhancement and YOLOv5[J]. Sensors, 2022, 2: 419.

[19] Cunong N H H, Trinh T H, Meesad P, et al. Improved YOLO object detection algorithm to detectripepineapple phase[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2022, 43(1): 1365-1381.

[20] Josue D, Adein G. Coffee fruit maturity [DS/OL]. (2023-09-20). https://doi.org/10.34740/KAGGLE/DS/3679843.

[21] Liu Y C, Shao Z R, Hoffmann N. Global attention mechanism: retain information to enhance channel-spatial interactions [J]. arXiv preprint arXiv, 2112.05561v1, 2021.

[22] Woo S, Park J, Lee J Y, et al. CBAM: Convolutional block attention module[J]. arXiv preprint arXiv, 1807.06521v2, 2018.

[23] Chen J R, Kao S H, He H, et al. Run, don't walk: Chasing higher FLOPS for faster neural networks [J]. arXiv preprint arXiv, 2303.03667v3, 2023.

[24] Sunkara R, Luo T. No more strided convolutions or pooling: A new CNN building block for low-resolution images and small objects[J]. arXiv preprint arXiv, 2208.03641v1, 2022.