

Research on Apple recognition based on improved YOLO v8 algorithm

Hejun Li

School of Computer Science and Engineering, Chongqing Three Gorges University, Chongqing, 404020, China

Abstract

This article evaluates the YOLO v8 algorithm for Apple product recognition and proposes an improved YOLO V8-CI algorithm to improve performance. According to the characteristics of Apple product image, such as complex background, quality difference and size diversity, CCFF module is introduced to enhance the information interaction ability of inner scale image and detail capture ability. At the same time, C2f-iRMB module is added to enhance the feature expression and fine-grained recognition accuracy. The improved algorithm was implemented by Python and verified on the actual apple data set. The experimental results show that the YOLOV8-CI algorithm maintains the efficiency of YOLOv8 in the detection speed, while achieving significant improvement in the accuracy rate, recognition rate and other indicators. The algorithm provides reliable technical support for the recognition and classification of fruits in intelligent agriculture.

Keywords

Improved YOLO v8 algorithm; Image recognition; Apple recognition

基于改进 YOLO v8 算法的苹果识别研究

黎河均

重庆三峡学院计算机科学与工程学院, 中国 · 重庆 404020

摘 要

本文将YOLO v8算法评估苹果产品识别, 并提出改进的YOLO v8-CI算法以提升性能。针对苹果产品图像背景复杂、质量差异、尺寸多样性等特点, 研究引入CCFF模块, 增强内尺信息交互能力图像及细节捕捉能力。同时加入C2f-iRMB模块, 强化特征表达及细粒度识别精度。通过Python实现改进算法并在实际苹果数据集上验证, 实验结果显示, YOLOv8-CI算法在检测速度上保持YOLOv8高效性的同时, 在准确率、识别率等指标上取得显著提升, 更适用于复杂情况该算法为智能农业中的果实识别与分类高效提供了可靠的技术支持。

关键词

改进YOLO v8算法; 图像识别; 苹果识别

1 引言

中国作为全球最大的苹果生产与消费国, 苹果产业在国民经济中占有一席之地^[1]。当前苹果采摘仍主要依赖人工, 劳动强度大、效率低, 且劳动力成本攀升使生产压力加剧, 特别是在采摘旺季, 因劳动力不足导致果实腐烂的现象频发^[2-3]。

本文针对苹果果实图像识别任务, 收集并分析了大量苹果果实图像特征, 选择性能较优的 YOLOv8 算法作为基础模型, 并结合苹果图像特点进行了改进。具体地, 引入 CCFF 模块(跨尺度特征融合模块)提升多尺度特征交互的效率和准确性; 在 C2f 模块中加入倒置残差块移动模块(iRMB), 增强特征表达能力, 提高识别精度和鲁棒性, 最终提出改进的 YOLOv8-CI 模型。该模型在硬件资源有限

平台上运行时具有更高效的速度与精度。

通过 Python 实现改进算法, 并开展多组实验, 包括消融实验和与其他主流算法(如 YOLOv3-tiny、YOLOv5n、YOLOv8n 等)的对比实验, 结果显示, YOLOv8-CI 模型在准确率、检测速度等指标上均优于其他模型, 同时显著降低了计算量和参数数量。

综上, YOLOv8-CI 模型在苹果果实识别任务中表现优异, 具有更高的实用性与可靠性, 为智能农业果实检测与分类提供了高效的技术支持。

2 材料与方法

2.1 苹果图像收集

研究通过网络收集了约 3000 张苹果图像, 这些图像包含不同的背景、颜色、大小及多角度样本, 充分模拟真实采摘环境。

【作者简介】黎河均(1983-), 男, 中国重庆人, 在读硕士, 从事农业信息化研究。

2.2 数据处理

利用 Labellmg 工具对训练图像中的苹果区域进行标记,并标记对应的果实类型标签,为模型提供高质量的监督数据^[4]。这种标记方式有效提升了目标检测模型对苹果果实的识别与分类能力,确保算法能够准确识别不同形态的苹果果实。

3 YOLO v8n 模型改进

3.1 基于跨尺度特征融合 (CCFF) 的 Neck 改进

YOLOv8 的 Neck 部分采用 PAN-FPN 结构,它融合了 PAN 和 FPN,通过自顶向下与自底向上结构供给特征,实现多维度目标检测。^[5-6]

不过, PAN-FPN 虽在多尺度目标检测表现好,但计算复杂度较高,不适用于类似苹果目标检测任务这种计算能力易受限的场景。为此,本研究以轻量化跨尺度特征融合架构 CCFF 替代 Neck 部分,以平衡计算效率与检测精度。

CCFF 是一种改进的特征融合模块,通过融合相邻特征层的信息,增强多维度测量特征的效率和准确性^[7]。其设计基于 CNN 模块,整合不同维度的特征通道,提升模型对尺度变化适应性及小尺寸目标检测性能。CCFF 通过特定卷积层与融合策略,在不改动其他模块情况下,有效捕捉结合多尺度信息,在保持计算效率同时优化检测准确性与鲁棒性,非常适合苹果目标检测任务。

3.2 基于倒置残差块移动模块的 c2f 改进

C2f 模块因只有卷积层,主要作用是聚合局部信息,但这样可能在特征提取时丢失其他部分特征。光照条件变化会影响苹果局部特征提取,像存在阴影、光照变化或物体遮挡时,可能使检测精度下降。鉴于苹果形状、大小各异,捕获不同特征区域间依赖关系对获取完整视觉信息很关键,且苹果在不同生长阶段与环境有不同特征,要求模型能有效捕获多样化信息,所以在 C2f 模块中加入了倒置残差块移动模块 (iRMB) 来提升模型识别精度^[8-9]。

iRMB 由三部分构成,分别为 1×1 卷积、深度可分离卷积 (DW-Conv) 以及改进的多头注意力机制 (EW-MHSA)。

结合 CCFF 与 C2f-iRMB 的 YOLO v8 网络结构如图 3.1 所示:

4 实验分析

4.1 评价指标

本研究采用的评价指标包含精确率 (Precision, P)、召回率 (Recall, R)、平均精度均值 (mean Average Precision, mAP)、模型计算量 (GFLOPs) 和模型参数量 (Parameters)。Precision 表示模型预测为正类别中实际为正类别的比例,定义如下:

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}$$

其中, TP (True Positives) 是真正例的数量, FP (False

Positives) 是假正例的数量。Recall 表示所有实际正类别中被模型正确预测为正类别的比例,定义如下:

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

其中, FN (False Negatives) 是假负例的数量。mAP 是对所有类别 AP 值的平均值, AP 指的是某个类别以召回率为横坐标,精确率为纵坐标绘制曲线 (P-R 曲线) 所围成的面积,定义如下:

$$AP = \int_0^1 p(r) dr$$

P(r) 表示 P-R 曲线的函数, mAP 定义如下:

$$mAP = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n AP_i$$

其中 n 表示类别数,在 YOLO v8 中通过设置 mAP 在 IoU 阈值为 0.5 和 0.5-0.95 对模型性能进行评估。

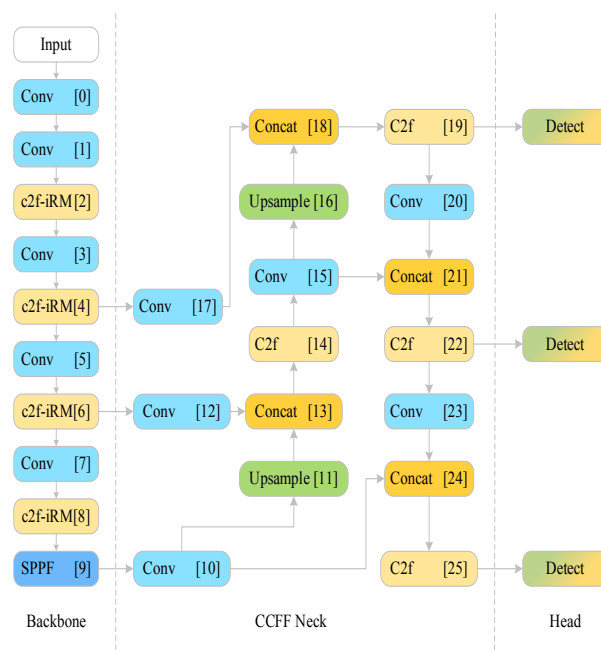


图 3.1 改进后的 YOLO v8 模型结构

4.2 消融实验

设计消融实验可深入分析不同改进方法对模型性能的具体影响。实验用 YOLO v8 模型和相同大小的改进版 YOLO v8 - CI 模型,在收集的苹果数据集上、相同参数设置下进行,以验证所提模型的有效性。

实验结果如表 4.1 所示,引入 CCFF 模块后,GFLOPs 和参数量显著减少,除召回率外其他指标小幅下降,说明模型能对更多目标进行检测,虽性能稍有牺牲,但整体影响不大,同时也能有效降低计算复杂度,适合资源有限的环境。

加入 c2f-iRMB 模块后,精确率和 mAP(0.5:95) 分别提升 0.22% 和 0.35%,召回率和 mAP(0.5) 分别下降 0.79% 和 0.19%,GFLOPs 和参数量较原始模型小幅度上升,说明模型增强了复杂场景下的识别能力,输出结果更可靠,但可能漏掉一些难以识别或边界模糊的目标。

同时融合 CCFF 和 c2f-iRMB 模块，精确率、召回率、mAP(0.5) 和 mAP(0.5:95) 分别提升 1.03%、0.36%、0.3% 和 0.29%，同时 GFLOPs 和参数量有效减少，充分验证了 YOLO v8 - CI 模型的优越性，该模型在硬件资源有限平台能更快速精确地运行。

综上，CCFF 模块更倾向于降低计算复杂度，而 c2f-iRMB 模块则提升了模型的特征提取能力，两者结合后实现了检测精度、速度和复杂度的全面优化，适用于棉花叶部病虫害的智能监测任务。

4.3 对照实验

使用目前比较流行的目标检测模型，如 YOLO v3、YOLO v5、YOLO v8 以及 RT-DERT 模型进行比较，其中 YOLO v3 是由 YOLO 的原作者在 YOLO v1 的基础上改进得到的。现在工业界主流还是应用的 Ultralytics 开源的 YOLO 模型，YOLO v5 和 v8 在公开的目标检测数据集中有较好的效果。从表中也可以看出，本研究提出的 YOLO v8 - CI 各项参数指标相较于其他模型都更加优秀，而且还大幅度降低了计算量和参数量。

表 4.1 消融实验结果

模型	P/%	R/%	mAP(0.5)/%	mAP(0.5:95)/%	GFLOPs	参数量 /M
YOLO v8n	87.68	87.32	93.45	70.19	8.2	3.01
+CCFF	87.23	88.24	93.38	69.97	6.7	1.97
+c2f-iRMB	87.90	86.53	93.26	70.54	8.6	3.12
+CCFF+iRMB	88.71	87.68	93.75	70.48	7.1	2.08

表 4.2 对照实验结果

模型	P/%	R/%	mAP(0.5)/%	mAP(0.5:95)/%	GFLOPs	参数量 /M
YOLOv3-tiny	88.40	85.56	92.53	67.81	19.0	12.13
YOLO v5n	87.37	86.88	93.38	69.65	7.2	2.51
YOLO v8n	87.50	87.46	93.53	70.17	8.2	3.01
YOLO v10n	87.85	86.44	92.99	70.16	8.4	2.71
RT-DETR	85.43	84.41	91.58	68.18	108.0	32.81
YOLO v8 - CI	88.72	87.65	93.79	70.53	7.1	2.08

从表 4.2 的对照实验结果可以看出，YOLOv3-tiny 精确率较高，但召回率、mAP(0.5) 和 mAP(0.5:95) 较低，说明性能一般，对目标的识别有一定的漏报。GFLOPs 和参数量偏大，计算成本明显偏高，只适合对效率要求不高的简单场景。

YOLO v5n 和 YOLO v8n 在性能和计算成本之间的平衡性较好，两者在 mAP(0.5) 和 mAP(0.5:95) 上表现接近，综合性能相似，v8n 稍稍领先，但 v8n 的计算复杂度较 v5n 略高。而 YOLO v10n 精确率高，召回率和 mAP(0.5) 略低于 v8n，mAP(0.5:95) 与其基本持平，在性能上相比 v8n 没有明显的优势，同时 GFLOPs 和参数量还更高。

RT-DETR 的精确率、召回率、mAP(0.5) 均最低，mAP(0.5:95) 也很低，GFLOPs 和参数量与其他模型显著不同，说明更适合于高计算能力硬件上的复杂任务，但在类似本文硬件资源有限的场景中表现不佳。

YOLO v8 - CI 的精确率、召回率、mAP(0.5) 和 mAP(0.5:95) 均最高，GFLOPs 和参数量也最低，说明其预测的准确性和全面性，是综合性能最优的模型，具有高精确率、高效召回率和检测性能，同时计算成本最低，适合实际场景中的目标检测任务。

综上，YOLO v8 - CI 模型通过改进实现了更高的检测性能和更高的计算复杂度，在资源构建的硬件平台上具有更强的实用性和应用前景。

5 结论

现代自动化的发展推动机械化采摘技术成为趋势，而苹果的精准识别是实现智能农业采摘的关键阶段，直接影响

采摘设备的效率和稳定性。本研究基于 YOLO v8 目标检测模型，提出了苹果识别的轻量化方案改进，优化了模型计算量、推理速度及检测精度。实验结果显示，改进模型在检测性能和效率上表现优异，为苹果采摘自动化提供了技术支持，具有显著的应用价值和无效的推广前景。

参考文献

[1] 李超,丁颂,杨树臣,等. “智慧农业”苹果采摘系统设计 [J]. 机械工程与自动化, 2019, (01): 113-114.

[2] 李彦晶,罗钊,冯宇龙,等. 基于切割的便携式苹果采摘装置的设计与试验 [J]. 中国农机化学报, 2019, 40 (02): 51-54+96.

[3] 李素云,唐先进.苹果采摘机器人的研究现状、进展与分析[J].装备制造技术,2016, (01):185-186+192.

[4] 王景鑫,潘欣.一种基于Labelimg的辅助标注方法[J].科技创新与应用,2023,13(29): 145-148.

[5] 宋杰三.基于改进Yolov8的焊缝缺陷检测研究[J].中国设备工程,2024,(14):196-199.

[6] 嵇春梅,周鑫志,叶烨华.自然场景下的轻量化番茄病害检测模型[J/OL].南京农业大学学报,1-12[2024-12-11].

[7] 林再平,李博扬,李淼,等.结合跨尺度特征融合与瓶颈注意力模块的轻量型红外小目标检测网络[J].红外与毫米波学报,2022, 41(06):1102-1112.

[8] 邓江峰,田金鹏.基于倒置残差块的图像压缩感知深度重建[J].工业控制计算机,2024,37(10):96-98+103.

[9] 杨伟康,吕文生,杨鹏,等.基于倒置残差的井下无人车目标检测研究[J].矿业研究与开发,2024,44(04):222-227.