

DOI: 10.13733/j.jcam.issn.2095-5553.2024.12.037

李志臣, 罗卫平, 凌秀军, 等. 基于改进 YOLOv8 的自然环境下板栗栗蓬检测方法[J]. 中国农机化学报, 2024, 45(12): 251-258

Li Zhichen, Luo Weiping, Ling Xiujun, et al. Detection method of Chinese chestnut in natural environment based on improved YOLOv8 [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2024, 45(12): 251-258

基于改进 YOLOv8 的自然环境下板栗栗蓬检测方法^{*}

李志臣, 罗卫平, 凌秀军, 李鸿秋

(金陵科技学院机电工程学院, 南京市, 211169)

摘要:针对人工敲打式收获板栗带来高成本和安全风险问题,研究无人机板栗采摘方法至关重要。为达到在自然光照条件下迅速且精确地识别板栗栗蓬目标,提出一种基于 YOLOv8 的改进卷积网络模型板栗栗蓬检测方法。对 YOLOv8 主干网络的 C2f 模块添加 CBAM 注意力机制,增强卷积网络模型对板栗栗蓬特征提取能力。在 YOLOv8 的头部增加一个微小栗蓬目标检测头,与 YOLOv8 原有的 3 个检测头共同组成检测模块,使网络模型更好地捕捉小板栗栗蓬目标特征。经自建数据集上的训练和验证试验,改进后卷积网络 YOLOv8-Vcj 板栗栗蓬检测精确率比 YOLOv8 高 1.3%, $mAP@0.5$ 和 $mAP@0.5:0.95$ 值比 YOLOv8 分别提高 4.6% 和 3.4%。改进卷积网络板栗栗蓬检测误差主要来自光照条件和图像中板栗栗蓬目标的密集程度。研究结果表明:融合 CBAM 注意力机制和增加微小目标检测头的改进卷积神经网络 YOLOv8-Vcj 能够有效实现树上板栗栗蓬的检测。

关键词:板栗栗蓬; YOLOv8; 目标检测; CBAM; 检测头

中图分类号: TS736+.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 2095-5553 (2024) 12-0251-08

Detection method of Chinese chestnut in natural environment based on improved YOLOv8

Li Zhichen, Luo Weiping, Ling Xiujun, Li Hongqiu

(School of Mechanical & Electrical Engineering, Jinling Institute of Technology, Nanjing, 211169, China)

Abstract: In view of the high cost and safety risk caused by artificial knock harvest chestnut, it is very important to study the unmanned aerial vehicle chestnut harvest methods. In order to rapidly and precisely identify chestnut targets under natural light conditions, a modified convolutional network model detection method based on YOLOv8 was proposed. The CBAM attention mechanism was added to the C2f module of the YOLOv8 backbone network to enhance the convolutional network model ability of extracting chestnut features. A small chestnut target detection head was added to the head of YOLOv8 which formed the detection module together with the original three detection heads of YOLOv8. This method (YOLOv8-Vcj) enabled the network model to better capture the target features of small chestnut. Through training and validation experiments on the self-built data set, the detection accuracy of YOLOv8-Vcj was 1.3% higher than YOLOv8 and the $mAP@0.5$ and $mAP@0.5:0.95$ values were 4.6% and 3.4% higher than YOLOv8, respectively. The chestnut detection error of the improved convolution network mainly comes from the light conditions and the density of chestnut targets in the images. The research results show that the improved convolutional neural network YOLOv8-Vcj of combining the CBAM attention mechanism and a small target detection head can effectively detect chestnuts on the tree.

Keywords: chestnut peng; YOLOv8; object detection; CBAM; detection head

0 引言

板栗营养丰富、口感怡人而备受人们喜爱,我国板栗种植面积已经稳居全球第一位。板栗收获以传统人

工敲打式为主,人工收获板栗效率低且不安全。在我国板栗大多种植在丘陵山区,近几年农村青壮劳力越来越少,农村老人已经不能爬山而放弃收获山上成熟板栗,浪费了自然赠与的绿色食品。

收稿日期:2024 年 3 月 6 日 修回日期:2024 年 9 月 25 日

^{*} 基金项目:国家自然科学基金面上项目(51775270)

第一作者(通讯作者):李志臣,男,1970 年生,山东日照人,博士,副教授;研究方向为机电一体化。E-mail: lzc@jit.edu.cn

板栗的机械化收获既能解决劳力问题又能增加农民收入。板栗智能采摘机器人是解决农村劳动力不足、降低板栗采摘成本的重要途径,智能化无人机收获板栗既能够无视陡坡山地的限制,完成高空板栗收获作业,又能节约劳动力、提升板栗收获效率,对农村板栗种植业具有重要意义。

宋望远等^[1]研制板栗采收机试图解决板栗采收问题,但该机上山困难且对陡坡上板栗树并不有效。张桃桃^[2]研制基于双目视觉的水果采摘无人机能够准确定位果实目标。雒鹰等^[3]设计红松果采摘无人机能够定位红松果并用机械手完成采摘收获。

成熟期板栗栗蓬所处环境的特点是光照条件复杂且绿色栗蓬被同颜色树叶遮挡,准确获得树上栗蓬空间信息是智能化无人机收获板栗技术开发的首要任务,用深度学习方法准确检测板栗栗蓬是无人机收获的前提。

YOLO 算法运算时间短、速度快、成本低,适合目标识别,网络 YOLO 使用图像全局特征检测目标,能够关注整幅图像并同时检测到图像中所有目标,全局视野使得网络 YOLO 适应不同条件和不同场景下的目标检测。YOLO 发展了一系列的版本,截至到现在,YOLO 已经发展到 v8 版本,各种版的 YOLO 被广泛应用到农业检测领域。

多位学者通过改进 YOLO 结构实现了准确的松材线虫病异常变色木检测和提高了无人机图像麦穗计数的精度^[4, 5]。王磊磊等^[6]改进 YOLOv5 对成熟平菇、未成熟平菇和未生长平菇检测的精度较高。也有学者利用网络 YOLO 进行动物行为检测或者动物个体识别,取得较好效果^[7-9]。还有学者利用 YOLO 检测田间杂草,为智能化除草提供了基础^[10, 11]。乔琛等^[12]基于网络 YOLOv5 模型设计的黄瓜霜霉菌孢子定量检测卷积神经网络,有效降低了模型参数计算量和模型深度,提升了对黄瓜霜霉菌孢子的检测速度和精度。乔珠峰等^[13]在 YOLOv5 模型基础上,引入高效通道注意力机制而开发的草莓病害识别终端可以有效识别草莓白粉菌果病、角斑病、叶斑病等病害。

Ultralytics 发布的 YOLOv8 进一步提高了性能和灵活性,是对各种对象检测任务可选择的深度学习模型。许多学者开展了 YOLOv8 应用于目标检测研究。刘子洋等^[14]为解决漏检小目标问题,在 YOLOv8 中引入注意力机制和 GSConv 模块,改进 YOLOv8 网络模型精度提高 4.6%,小目标检测精度提高了 2.3%。通过加入注意力机制等方法改进 YOLOv8 网络模型对带钢表面缺陷进行检测,精度指标有明显提升^[15, 16]。李松等^[17]融合注意力机制和颈部网络中使用 C2fGhost 模块改进 YOLOv8 网络,该

网络对道路损伤的检测精度指标 $mAP@0.5$ 提高了 2%。左昊轩等^[18]通过多次增加注意力机制和替换损失函数的方法进行 YOLOv8 网络模型改进,改进模型实现了对玉米茎秆原位的准确识别。

虽然卷积神经网络 YOLOv8 目标检测方法标注简单、部署时快速、算法成熟、目标检测识别速度和精度高,但是针对特定目标检测应用需要有针对性的改进以提高检测性能,例如当图像的板栗目标尺度较小时,网络 YOLOv8 对应检测能力也较弱。改进后卷积神经网络模型要便于部署到无人机上,这就要求网络计算量不能增加太多,否则庞大的卷积网络计算量将使得神经网络模型在无人机设备上部署变得更加困难。

针对板栗图像的难分目标引入空间和通道注意力机制,将 YOLOv8 网络结构中的 C2f 模块改进为 C2f_CBAM 模块,提高网络模型板栗特征提取能力,提高板栗检测精度。针对板栗栗蓬目标小的特点,研究中在 YOLOv8 三个检测头基础上增加一个针对小目标识别的检测头。

1 数据与方法

1.1 图像采集及数据集制作

五莲板栗以营养丰富、果实个大、饱满、油足,耐贮藏著称,全县板栗种植面积达 26 666.7 km²,年产板栗 20 kt。马耳山前的李家峪村有着悠久的板栗种植历史,村后山板栗林具有代表性,试验数据采集于这片板栗林,如图 1(a)所示。2023 年 9 月 29 日—10 月 3 日,在不同时间段、不同天气状况下和不同的遮挡条件下,用小米手机拍摄图像,为提高网络模型的适应性,从百度下载了一些图像,如图 1(b)所示,图 1(c)是逆光栗蓬图像,图 1(d)是顺光栗蓬图像。将 942 幅图像分成训练和验证 2 组,844 幅图像用于训练,98 幅图像用于验证。

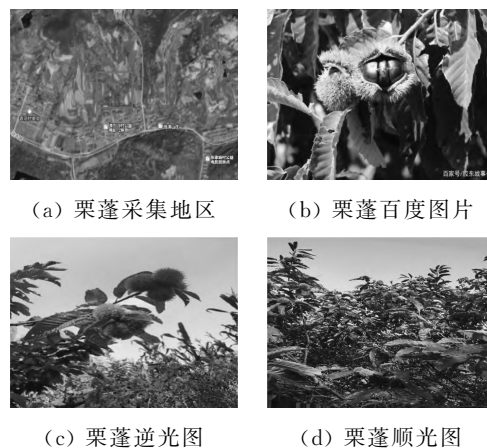


图 1 试验图像采集地区和原始图像

Fig. 1 Region of trial image acquisition and raw images

LabelMe 是一个用于图像标注的开源工具,支持各种图像格式,广泛应用于计算机视觉和机器学习领域,以用于训练和评估模型。打开图像后,运用“Create Polygons”命令菜单在目标边界绘制矩形框,为每个框添加标签和属性。完成一幅图像的所有目标标注后,以 JSON 导出标注数据以供后续使用,利用.json转换成.txt 文件的脚本把人工标注的.json 标签文件转换成.txt 文件。

1.2 试验设备及参数设置

训练和验证测试的计算机型号:Lenovo 小新 Pro-13 2019,内存容量 16 GB,CPU 为酷睿 i5-10210U。软件使用 Windows10 专业版系统,深度学习框架应用 PyTorch,在学习过程中采用的优化函数^[19]是自适应矩估计。动量因子为 0.9,学习率为 0.01,批样本数量为 16。

2 YOLOv8 的改进

YOLO 通过卷积神经网络(CNN)模型把图像分成多个网格,再预测每个网格内存在目标的边框位置和类别概率,从而实现端到端的目标检测。2023 年,YOLO 系列已经发展到 v8 版本,YOLOv8 是一个目标检测网络最先进技术(SOTA)和实例分割模型,YOLOv8 的推理速度更快、检测精度更高、更加方便训练,关键是 YOLOv8 更加易于二次开发。

YOLOv8 创新之一就是利用 C2f 模块堆叠,构成较多 Bottleneck 结构,使得不同尺度特征得以更好地提取应用。针对 YOLOv8 对小目标特征提取不够完整问题,在 YOLOv8 头部引入了 CBAM 注意力机制。添加 CBAM 注意力机制仅仅增加了少许计算量,但能更好地提取板栗栗蓬特征信息,有利于提高卷积神经网络模型检测精度。面对具体图像有多个小目标的现状,在 YOLOv8 已有 3 个检测头基础上增加一个针对多目标和小目标的检测头。

2.1 注意力机制

注意力机制可以从大量输入信息中选择小部分重要信息来计算而忽略掉一些次要信息。注意力机制方法有很多,而 BiFormer 是一种双层路由注意力机制,BiFormer 同时关注了当前位置之前和之后的信息,BiFormer 应用稀疏性有效地节省内存和减少计算量,能够以查询自适应方式实现内容感知的稀疏模式。根据文献的介绍,BiFormer 的关键是首先在图像较大区域级别上过滤掉最不相关的键值对,只保留一小部分路由区域,再在这小部分路由区域应用标记到标记(token-to-token)注意力^[20]。文献[14]介绍的方法也是通过引入 BiFormer 改进 YOLOv8 提升了卷积网络

模型性能。

虽然 BiFormer 性能优异,但经过试验发现,在 YOLOv8 后端添加 BiFormer 注意力机制,总参数量达到 3 438 948,每秒 10 亿次的浮点运算数(GFLOPs)达到 7 845.5,即使是把 BiFormer 添加到 YOLOv8 前端,GFLOPs 也达到了 1 726,如此高的运算在 1.2 节所述的试验环境下不能开展卷积网络模型训练。

越往 YOLOv8 的里层,特征通道数越多,通道拼接就不可避免地产生信息冗余,因此需要对通道进行加权,这就是通道注意力机制,该机制即可使网络应用全局信息,又能有选择地加权应用通道信息,抑制了冗余信息,有利于提高网络模型的有用特征提取能力。

同样的原理,在每个特征图里都存在噪声信息和冗余信息,通过一个可训练权重参数与输入数据进行相乘,可使局部区域信息受到更加关注,从而使得网络模型更有效地抑制噪声或提取有效特征信息,这就是空间注意力机制。空间注意力机制主要特点在于其对输入数据的局部区域进行重点关注,在处理噪声或复杂信息时具有更高性能和鲁棒性。

融合空间注意力机制和通道注意力机制的 CBAM 注意力机制模块对卷积神经网络感知能力有较大提高,从而提高网络的检测能力。有学者在卷积神经网络 YOLOv8 中添加坐标通道或者全局注意力机制模块,提高了目标检测精度以及对不同尺度目标特征提取能力^[21-24]。

网络 YOLOv8 的主干部分是 Backbone,主要作用是特征提取,YOLOv8 的 Backbone 中使用 C2f 模块,该模块应用残差网络结构进行特征学习,保证了网络 YOLOv8 在拥有丰富梯度流信息的同时使得网络轻量化。

C2f 模块中进入到 Bottleneck 计算序列通道数仅仅是 C2f 输入通道的 0.5 倍,计算量降低、梯度流增加从而提升收敛速度和收敛效果。通过修改 C2f 模块提高卷积网络目标检测性能被多位学者应用^[25]。把 CBAM 注意力机制添加到 C2f 模块形成新的模块 C2f_CBAM,可以更好地理解板栗图像上下文信息和图像信息的空间关系,卷积神经网络的表现力和性能得以增强。利用 C2f_CBAM 替换 YOLOv8 第 4、第 6 个模块的 C2f 形成新卷积网络,如表 1 所示。通过在 C2f 模块中添加 CBAM 注意力机制,可对 C2f 拼接多个通道造成的通道信息冗余问题得以缓解,使得 Backbone 往里层输入的特征信息更加有利于板栗栗蓬目标检测,从而提高卷积网络模型的板栗栗蓬检测精度。

2.4 评价指标

选择全类平均正确率 mAP 作为网络模型的评价指标,在深度学习目标检测任务中, mAP 是个十分重要的衡量指标, mAP 是将所有类别检测的平均正确率(AP)进行综合加权平均而得到的。在栗蓬的目标检测中,检测阈值的大小影响到 mAP 值的变化,因此,在研究中用 $mAP@0.5$ 和 $mAP@0.5 : 0.95$ 来评价卷积网络模型检测板栗栗蓬的性能, $mAP@0.5$ 是指将重叠度 IoU 的阈值设置为 0.5 时计算得出的 mAP 值, $mAP@0.5 : 0.95$ 表示在不同 IoU 阈值(从 0.5~0.95,步长 0.05)上的平均 mAP 。 IoU 的计算见式(1),设目标检测任务中共有 n 类检测目标,第 i 类目标检测的正确率为 AP_i ,计算 mAP 的见式(2)。

$$IoU = \frac{area(B_p \cap B_{gt})}{area(B_p \cup B_{gt})}$$
 (1)

$$mAP = \frac{1}{n} \sum_0^{n-1} AP_i$$
 (2)

式中： B_p ——栗蓬检测框；
 B_{gt} ——栗蓬真实框。

具体的栗蓬检测识别的 AP 的算法步骤：(1)标记每个检测到的栗蓬框的序号,计算其 TP 、 FP 和 FN 。选取 IoU 的阈值为 IoU_T , $TP-IoU>IoU_T$ 的栗蓬检测框的数量, $FP-IoU\leq IoU_T$ 的栗蓬检测框的数量或者检测到同一个栗蓬多余的检测框数量, FN —实际是栗蓬而没有检测到的栗蓬数量。(2)标记的框按置信度有序排列,根据累积的 TP 、 FP 和 FN 计算每个框的 P 和 R 值,见式(3)和式(4)。(3)计算 $P-R$ 曲线下的面积, AP 就等于该面积的值。

$$P = \frac{TP}{TP + FP}$$
 (3)

$$R = \frac{TP}{TP + FN}$$
 (4)

表 3 三种模型的验证结果
Tab. 3 Validation results of the three models

网络模型	P	R	$mAP@0.5$	$mAP@0.5 : 0.95$	迭代次数	检测时间/ms
YOLOv8	0.865	0.655	0.785	0.353	33	268
YOLOv8-Vj	0.87	0.717	0.814	0.371	126	289
YOLOv8-Vcj	0.878	0.718	0.831	0.387	63	297

网络 YOLOv8-Vj 对自然环境下栗蓬检测性能比 YOLOv8 略高,说明增加一个检测头能够检测到小栗蓬目标,融合注意力机制和增加检测头的改进卷积神经网络 YOLO-Vcj 的精确率比 YOLOv8 高 1.3%,YOLO-Vcj 检测 $mAP@0.5$ 和 $mAP@0.5 : 0.95$ 比 YOLOv8 分别提高 4.6%和 3.4%,基于 YOLOv8 改

3 训练、验证与评估

3.1 训练策略和对比试验

对 3 个卷积神经网络模型 YOLOv8、YOLOv8-Vj 和 YOLOv8-Vcj 展开训练,网络训练环境如 1.2 节所述,用 844 幅各种条件下拍摄的板栗树图像训练卷积网络,用 99 幅板栗树图像验证卷积网络,开始训练前,设置迭代次数为 200 个 $epoch$,启用早停策略,在迭代过程中当超过 50 个 $epoch$ 性能不再提高就停止迭代,保存最优的权重模型。

精度—置信度曲线是一种评估卷积神经网络检测性能的工具,该曲线能够展示网络模型在不同置信度阈值下精度变化情况。图 3(a)、图 3(b)分别是网络模型 YOLOv8 和 YOLOv8-Vcj 的精度—置信度曲线。两个网络模型对板栗栗蓬的检测精度都在置信度阈值 0.8 附近达到最高值 1,说明当把置信度阈值设置较高时,两个网络仍能获得高的板栗栗蓬检测精度。经过验证试验,3 个网络模型的性能如表 3 所示。

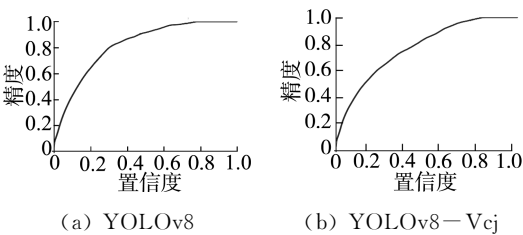


图 3 卷积网络的精度—置信度曲线

Fig. 3 Precision-confidence curve of CNN

YOLOv8 相对于另外两个卷积网络,参数量以及计算量少,迭代 33 个 $epoch$ 就能达到最佳值,添加 CBAM 注意力机制和增加一个检测头的卷积网络 YOLOv8-Vcj 迭代 63 个 $epoch$ 达到最优值。通过用相同的树上栗蓬图像数据集分别对 YOLOv8、YOLOv8-Vj 和 YOLOv8-Vcj 三种深度学习网络模型进行验证试验,三个卷积网络的单幅板栗图像的检测时间都不超过 300 ms。

进神经网络 YOLO-Vcj 的栗蓬果实信息挖掘能力更优,栗蓬果实特征提取性能更高,综合比较 3 个卷积网络评估指标,改进 YOLOv8 的卷积网络模型 YOLO-Vcj 对栗蓬的检测具有更好的性能。

3.2 热力图分析

类激活映射 CAM(Class Activation Map)是一种

生成热力图的技术,用于突出图像类的特定区域,热力图可以清晰展示卷积网络模型对板栗栗蓬特征提取的效果,热力图还可以比较两个卷积网络模型特征提取的差异。使用热力图以权重形式来展现神经网络对图片的哪一部分激活值最大,热力图中的颜色越深,表示该区域的权重值越高。逆光拍摄板栗图像检测难度较大,图 4 展示卷积网络 YOLOv8 和 YOLOv8-Vcj 对逆光板栗图像的热力图比较,图 4(a)为 YOLOv8 检测板栗图像热力图,图 4(b)为 YOLOv8-Vcj 检测板栗图像热力图。卷积网络 YOLOv8 板栗检测的深色区域杂乱无章,不能聚焦,最深色区域不在板栗栗蓬区,网络 YOLOv8 对挂在树梢上的栗蓬目标关注较少,相对而言没有提取到丰富的板栗栗蓬目标特征。而对于卷积网络 YOLOv8-Vcj,深色更加集中在板栗果实周围,网络 YOLOv8-Vcj 模型对于板栗栗蓬特征更加重视,改进卷积网络对不同尺度板栗栗蓬目标特征提取效果有着明显的增强,从而证明网络 YOLOv8-Vcj 具有更佳的板栗检测性能。改进网络 YOLOv8-Vcj 算法能够符合对板栗栗蓬目标的检测要求,可以应用到自然光条件下的树上板栗栗蓬检测任务中。



图 4 检测热力图

Fig. 4 Detection CAM

3.3 精度影响因素

板栗一般在九月底采摘,此时板栗树叶没有脱落,往往对板栗栗蓬形成部分或全部遮挡。改进卷积网络 YOLO-Vcj 能够对遮挡板栗有效检测,如图 5(a)和图 5(b)所示,图 5(a)中右上方两个板栗栗蓬大部分被遮挡,网络 YOLO-Vcj 也能检测,但是多检测出一个框,并且置信度只有 0.4,在该图像中右下方的一个板栗栗蓬小目标被有效检测到,图 5(b)中的板栗栗蓬遮挡面积超过 50%,网络 YOLO-Vcj 也能准确检测到。经过比照分析,改进卷积神经网络能提取被板栗叶遮挡栗蓬的特征,网络 YOLO-Vcj 对树叶遮挡栗蓬目标都能正确地识别。图 5(c)为逆太阳光拍摄的板栗图像,图像中有 4 个板栗栗蓬目标,网络 YOLO-Vcj 检测到 3 个板栗栗蓬目标,最上方的 1 个栗蓬有 2 个检测框,造成重复检测,2 个检测框的最大置信度仅有 0.37,右上方的栗蓬目标被漏检。逆光刺眼环境下,肉眼识别栗蓬目标难度加大。用于训练、测试的板栗图

像是在不同时间段和不同的天气条件下拍摄的,板栗栗蓬目标外观特征会发生一定程度的变化,从而影响网络模型 YOLO-Vcj 对板栗栗蓬目标检测的准确性。逆光图像中可能存在光线反射、阴影、光照不均等噪声,逆光条件下,目标物体可能与背景亮度几乎一致,缺乏足够的对比度,逆光板栗图像的这些限制导致网络 YOLO-Vcj 检测算法不能准确地识别和定位板栗目标物体。

图 5(d)中含有许多个板栗栗蓬目标,每个栗蓬目标都比较小,尽管网络 YOLO-Vcj 能够检测到绝大部分目标,但既有重复检测现象也有置信度偏低现象,左上方密集小目标栗蓬有的未能有效检测识别。小目标栗蓬在图像中占有像素数量少,特征提取的信息较少,训练网络过程中,由于大目标栗蓬数量多,小目标栗蓬数量少,因此在学习中被大目标栗蓬主导,小目标栗蓬在整个学习过程被忽视。尽管增加一个小目标检测头,但小目标栗蓬分辨率低、图像模糊、携带信息少,在提取特征的过程中,能提取到的特征非常少,不利于改进网络 YOLO-Vcj 对小目标板栗栗蓬的检测。

板栗树生长在山上,图像的背景复杂,板栗图像背景包括各种类型的树木、不同种类的果实等内容,这些因素都能干扰网络模型 YOLO-Vcj 对板栗栗蓬目标检测,使卷积网络造成栗蓬的漏检或者误判。

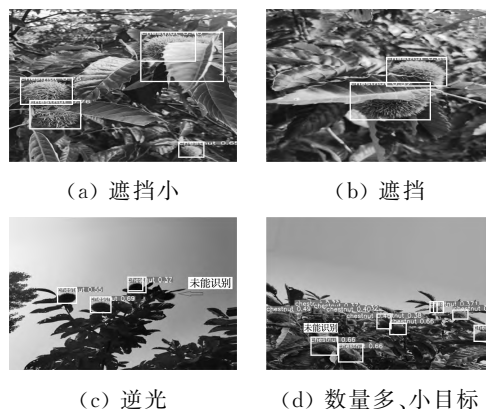


图 5 不同图像检测结果

Fig. 5 Detection result of different images

4 结论

1) 人工采摘板栗耗时且劳动密集,无人机采摘板栗效率高、适应性强,可解决山区板栗收获难题。通过开展在 C2f 模块中添加 CBAM 注意力机制的研究,并在 YOLOv8 具有三个检测头的基础上增加一个检测头获得新卷积网络 YOLO-Vcj。改进网络对自然光照条件下的板栗栗蓬检测平均精度达到了 87.8%,与未改进的 YOLOv8 相比提高了 1.3 个百分点,板栗栗蓬检测的 $mAP@0.5$ 和 $mAP@0.5:0.95$ 值分别达

到了 83.1% 和 38.7%。比 YOLOv8 分别提高 4.6 个和 3.4 个百分点,改进 YOLOv8 网络模型用于树上栗蓬目标的识别是可行的。

2) 改进卷积网络参数数量增加不大,每幅板栗栗蓬图像检测时间在 300 ms 以内,检测速度较快,满足栗蓬检测是实时性要求,具备无人机移植潜力。

改进卷积网络模型 YOLO-V_{cj} 对逆光条件下和密集多又小板栗目标图像检测存在漏检现象,在今后的研究中可采取图像数据增强的方法增加逆光板栗图像的数量,从而提高卷积网络模型的泛化能力。还可融合板栗红外图像,提高板栗检测的准确性。

参 考 文 献

- [1] 宗望远, 黄木昌, 肖洋轶, 等. 板栗收获拍打式落果装置设计与试验[J]. 农业工程学报, 2022, 37(18): 1—10.
Zong Wangyuan, Huang Muchang, Xiao Yangyi, et al. Design and experiment of the fruit-beating dropping device for chestnut harvesters [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2022, 37(18): 1—10.
- [2] 张桃桃. 基于可拓设计的无人机水果采摘的结构设计[D]. 广州: 广东工业大学, 2016.
Zhang Taotao. The design of the structure about UAV fruit picker based on the extension design [D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2016.
- [3] 锥鹰, 程鸿远, 孟黎鹏, 等. 利用无人机采摘红松球果初探[J]. 林业机械与木工设备, 2022, 50(1): 64—66.
Luo Ying, Cheng Hongyuan, Meng Lipeng, et al. Preliminary study on picking pinus koraiensis cones using unmanned aerial vehicles [J]. Forestry Machinery & Wood Working Equipment, 2022, 50(1): 64—66.
- [4] 黄丽明, 王懿祥, 徐琪, 等. 采用 YOLO 算法和无人机影像的松材线虫病异常变色木识别[J]. 农业工程学报, 2021, 37(14): 197—203.
Huang Liming, Wang Yixiang, Xu Qi, et al. Recognition of abnormally discolored trees caused by pine wilt disease using YOLO algorithm and UAV images [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2021, 37(14): 197—203.
- [5] 鲍文霞, 谢文杰, 胡根生, 等. 基于 TPH-YOLO 的无人机图像麦穗计数方法[J]. 农业工程学报, 2023, 39(1): 155—161.
Bao Wenxia, Xie Wenjie, Hu Gensheng, et al. Wheat ear counting method in UAV images based on TPH-YOLO [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2023, 39(1): 155—161.
- [6] 王磊磊, 王斌, 李东晓, 等. 基于改进 YOLOv5 的菇房平菇目标检测与分类研究[J]. 农业工程学报, 2023, 39(17): 163—171.
Wang Leilei, Wang Bin, Li Dongxiao, et al. Object detection and classification of pleurotus o-streatus using improved YOLOv5 [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2023, 39(17): 163—171.
- [7] 肖德琴, 曾瑞麟, 周敏, 等. 基于 DH-YOLOX 的群养马岗鹅关键行为监测[J]. 农业工程学报, 2023, 39(2): 142—149.
Xiao Deqin, Zeng Ruilin, Zhou Min, et al. Monitoring the vital behavior of Magang geese raised in flocks based on DH-YOLOX [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2023, 39(2): 142—149.
- [8] 王政, 许兴时, 华志新, 等. 融合 YOLOv5n 与通道剪枝算法的轻量化奶牛发情行为识别[J]. 农业工程学报, 2022, 38(23): 130—140.
Wang Zheng, Xu Xingshi, Hua Zhixin, et al. Lightweight recognition for the oestrus behavior of dairy cows combining YOLOv5n and channel pruning [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2022, 38(23): 130—140.
- [9] 金耀, 何秀文, 万世主, 等. 基于 YOLOv3 的生猪个体识别方法[J]. 中国农机化学报, 2021, 42(2): 178—183.
Jin Yao, He Xiuwen, Wan Shizhu, et al. Individual pig identification method based on YOLOv3 [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2021, 42(2): 178—183.
- [10] 张继成, 侯郁硕, 郑萍, 等. 低数据集下基于 ASPP-YOLO V5 模型的苋菜识别方法研究与试验[J]. 农业机械学报, 2023, 54(S2): 223—228.
Zhang Jicheng, Hou Yushuo, Zheng Ping, et al. Research and experiment of amaranth identification method based on ASPP-YOLO V5 model in low data set [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(S2): 223—228.
- [11] 王秀红, 王庆杰, 李洪文, 等. 基于 YOLOv5-Jexton TX2 的秸秆覆盖农田杂草检测方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(11): 39—48.
Wang Xiuhong, Wang Qingjie, Li Hongwen, et al. Weed detection method of straw-covered farmland based on YOLOv5-Jexton TX2 [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(11): 39—48.
- [12] 乔琛, 韩梦瑶, 高苇, 等. 基于 Faster-NAM-YOLO 的黄瓜霜霉病菌孢子检测[J]. 农业机械学报, 2023, 54(12): 288—299.
Qiao Chen, Han Mengyao, Gao Wei, et al. Quantitative detection of cucumber downy mildew spores at multi-scale based on Faster-NAM-YOLO [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(12): 288—299.
- [13] 乔珠峰, 赵秋菊, 郭建鑫, 等. 基于改进 YOLOv5 的草莓病害智能识别终端设计[J]. 中国农机化学报, 2024, 45(3): 205—211.
Qiao Zhufeng, Zhao Qiujie, Guo Jianxin, et al. Design of strawberry disease intelligent identification terminal

- based on improved YOLOv5 [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2024, 45(3): 205–211.
- [14] 刘子洋, 徐慧英, 朱信忠, 等. Bi-YOLO: 一种基于 YOLOv8 改进的轻量化目标检测算法[J]. 计算机工程与科学, 2024, 46(8): 1444–1454.
Liu Ziyang, Xu Huiying, Zhu Xinzong, et al. Bi-YOLO: An improved lightweight object detection algorithm based on YOLOv8 [J]. Computer Engineering & Science, 2024, 46(8): 1444–1454.
- [15] 王春梅, 刘欢. YOLOv8-VSC: 一种轻量级的带钢表面缺陷检测算法[J]. 计算机科学与探索, 2024, 18(1): 151–161.
Wang Chunmei, Liu Huan. YOLOv8-VSC: A lightweight algorithm for strip surface defect detection [J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2024, 18(1): 151–161.
- [16] 崔克彬, 焦静颐. 基于 MCB-FAH-YOLOv8 的钢材表面缺陷检测算法[J]. 图学学报, 2024, 45(1): 112–125.
Cui Kebin, Jiao Jingyi. Steel surface defect detection algorithm based on MCB-FAH-YOLOv8 [J]. Journal of Graphics, 2024, 45(1): 112–125.
- [17] 李松, 史涛, 井方科. 改进 YOLOv8 的道路损伤检测算法[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(23): 165–174.
Li Song, Shi Tao, Jing Fangke. Improved road damage detection algorithm of YOLOv8 [J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(23): 86–95.
- [18] 左昊轩, 黄祺成, 杨佳昊, 等. 基于双目视觉和改进 YOLOv8 的玉米茎秆宽度原位识别方法[J]. 智慧农业(中英文), 2023, 5(3): 165–174.
Zuo Haoxuan, Huang Qicheng, Yang Jiahao, et al. In situ identification method of maize stalk width based on improved YOLOv8 [J]. Smart Agriculture, 2023, 5(3): 165–174.
- [19] 李志臣, 凌秀军, 李鸿秋, 等. 基于改进 ShuffleNet 的板栗分级方法[J]. 山东农业大学学报(自然科学版), 2023, 54(2): 299–307.
Li Zhichen, Ling Xiujun, Li Hongqiu, et al. Chestnut grading method based on improved ShuffleNet [J]. Journal of Shandong Agricultural University (Natural Science Edition), 2023, 54(2): 299–307.
- [20] 张林鎔, 巴音塔娜, 曾庆松. 基于 StyleGAN2-ADA 和改进 YOLOv7 的葡萄叶片早期病害检测方法[J]. 农业机械学报, 2024, 55(1): 241–252.
Zhang Linxuan, Ba Yintana, Zeng Qingsong. Grape disease detection algorithm based on StyleGAN2-ADA and improved YOLOv7 [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(1): 241–252.
- [21] 李斌, 雷钧涵, 郭毅. 基于 CCA 和 Transformer 的 YOLOv8 船舶目标检测算法[J]. 控制工程, 2024, 31(5): 901–911.
Li Bin, Lei Junhan, Guo Yi. YOLOv8 ship target detection algorithm based on CCA and Transformer [J]. Control Engineering of China, 2024, 31(5): 901–911.
- [22] 彭红星, 徐慧明, 高宗梅, 等. 基于改进 YOLOF 模型的田间农作物害虫检测方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(4): 285–294, 303.
Peng Hongxing, Xu Huiming, Gao Zongmei, et al. Insectpest detection of field crops based on improved YOLOF model [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(4): 285–294, 303.
- [23] 苗荣慧, 李志伟, 武锦龙. 基于改进 YOLO v7 的轻量化樱桃番茄成熟度检测方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(10): 225–233.
Miao Ronghui, Li Zhiwei, Wu Jinlong. Lightweight maturity detection of cherry tomato based on improved YOLOv7 [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(10): 225–233.
- [24] 倪云峰, 霍洁, 侯颖, 等. 基于 YOLOv8-OCR 的井下人员检测算法[J]. 无线电工程, 2024, 54(8): 1847–1853.
Ni Yunfeng, Huo Jie, Hou Ying, et al. Underground personnel detection algorithm based on YOLOv8-OCR [J]. Radio Engineering, 2024, 54(8): 1847–1853.
- [25] 张秀再, 沈涛, 许岱. 基于改进 YOLOv8 算法的遥感图像目标检测[J]. 激光与光电子学进展, 2024, 61(10): 298–308.
Zhang Xiuzai, Shen Tao, Xu Dai. Improved YOLOv8 algorithm for remote sensing image target detection [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2024, 61(10): 298–308.
- [26] 赵辉, 黄镖, 王红君, 等. 基于改进 YOLOv7 的农田复杂环境下害虫识别算法研究[J]. 农业机械学报, 2023, 54(10): 245–254.
Zhao Hui, Huang Biao, Wang Hongjun, et al. Pest identification method in complex farmland environment based on improved YOLOv7 [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(10): 245–254.