

张小花,李浩林,李善军,等.基于EfficientDet-D1的草莓快速检测及分类[J].华中农业大学学报,2022,41(6):262-269.
DOI:10.13300/j.cnki.hnlkxb.2022.06.031

基于 EfficientDet-D1 的草莓快速检测及分类

张小花^{1,2},李浩林³,李善军⁴,张文峰^{2,5},洗镇鸿¹

1. 仲恺农业工程学院自动化学院,广州 510225;
2. 广东省农产品冷链运输与物流工程技术研究中心,广州 510225;
3. 仲恺农业工程学院机电工程学院,广州 510225;
4. 华中农业大学工学院/国家柑橘保鲜技术研发专业中心,武汉 430070;
5. 粤港澳大湾区农产品数字物流研究中心,广州 510225

摘要 为了快速识别自然环境下的成熟草莓与未成熟草莓,本研究提出了基于 EfficientDet-D1 的草莓快速检测及分类方法。该方法具有 EfficientNet 网络中快速归一化特征加权融合特点,应用该方法与 YOLOv3、YOLOv4、Faster-RCNN 以及 EfficientDet-D0 模型进行对比试验,结果显示,YOLOv3、YOLOv4、Faster-RCNN、EfficientDet-D0 和 EfficientDet-D1 等 5 种算法的平均精度均值(P_{mAP})分别为 89.51%、69.02%、96.54%、96.71%、97.50%。试验结果表明,EfficientDet-D1 在成熟草莓与未成熟草莓的检测性能均优于其他 4 种目标检测算法,有较好的泛化性和鲁棒性,且使用模型参数量较小的 EfficientNet 网络,更适合作用于移动端识别,可实现草莓快速识别中的速度与精度要求。

关键词 深度学习;目标检测;EfficientDet;草莓分类;EfficientNet

中图分类号 S668.4; TP391.41 **文献标识码** A **文章编号** 1000-2421(2022)06-0262-08

草莓是世界广泛种植的浆果类果实,其采摘过程繁琐、劳累,大大增加了人工成本。草莓自动采摘机器人能够应对更加复杂的作业对象和作业环境,替代大量人工操作,并取得较好的作业效果。基于计算机视觉的草莓成熟度检测方法为实现草莓的自动化采摘提供了应用基础,是目前研究热点之一。贾宗维等^[1]使用改进 U-Net 网络对大棚草莓进行果实识别,其识别精度为 96.05%,MIOU 值为 89.41,有效解决了遮挡问题。刘小刚等^[2]采用基于卷积神经网络对草莓进行识别,识别精度达 97.14%,召回率为 94.46%,该方法对密集复杂场景有良好的鲁棒性。许丽建^[3]使用传统的图像处理方法,利用多尺度增强方法对图像进行增强处理,然后通过颜色差值分类方法对草莓成熟程度进行分类,从而确定草莓成熟程度。覃磊等^[4]提出了一种基于 RGB 颜色相似度的成熟草莓图像分割算法(CSBASED RSIS),将每个像素点和提取到的草莓主颜色比和相似度进行分

割。但是由于草莓生长环境复杂,受到枝叶遮挡果实以及光线强度不断变化等因素的影响,传统的图像处理方法的速度及准确率已不能满足人们的需要。蒋浩等^[5]提出了基于高光谱图像多光谱参数的草莓成熟度识别方法,通过提取草莓样本的 ROI 的平均光谱来计算 8 个成熟度参数,并结合 fisher 线性变换判断不同级别得成熟度,计算平均识别正确率为 95.21%。王雪光等^[6]提出了基于 K-Mean 聚类成熟草莓图像分割方法,通过在 Lab 彩色模式下将 K 均值聚类用于成熟草莓图像的分割,然后初始化 3 个聚类中心进行 K 均值聚类的迭代算法计算欧式几何最小距离来对草莓成熟度进行识别。赵玲等^[7]通过 HIS 颜色空间下计算草莓图像 H 分量的均值和方差,然后通过建立 BP 神经网络,将 H 分量的均值、方差和草莓红色着色面积之比作为网络的输入,以预测成熟度。上述方法受限于传统机器视觉算法的局限性,草莓颜色特征提取需要大量人力完成,且模型参

收稿日期:2022-04-13

基金项目:国家重点研发计划项目(2020YFD1000101);广东省普通高校特色创新类项目(2019KTSCX064);广州市科技计划项目(202002020028);广州市科信局项目 GZKTP202003);广东省农产品保鲜物流共性关键技术研发创新团队(2021KJ145)

张小花, E-mail: janemmy2000@163.com

通信作者:李善军, E-mail: shanjunlee@mail.hzau.edu.cn

数调整复杂,模型优化难度大,在复杂环境下鲁棒性较差,且检测效率低下。

近年来随着人工智能技术的发展,以卷积神经网络为主干特征提取网络的目标检测算法在图像识别领域得到广泛关注^[8-9]。Zhou等^[10]利用深度学习对通过航空成像(UAV)及近地成像2种图片采用YOLOv3模型对草莓花及不同阶段的草莓果实成熟度的检测,其平均精度分别为0.88和0.89,对于完全成熟的草莓,其平均精度分别为0.93和0.94。但其使用网络层数过于复杂,占用比较庞大的计算资源,在室外草莓种植自然环境下,终端嵌入式设备无法对草莓进行实时检测。EfficientDet算法由Google团队2020年提出,该算法推理效率高、检测效果较好,且在嵌入式设备终端可以对目标进行实时高效检测,此算法适应不同的约束条件,同时满足精度与效率的高要求^[11],相对于二阶目标检测如Faster-RCNN具有比较快速的检测速度^[12],而相对于其他一阶目标检测如YOLO系列,具有更高的精度^[13]。EfficientDet算法已在小麦麦穗^[14]、苹果花^[15]的识别上得到了应用,目前鲜见其在果实识别相关方面的研究。本研究提出以EfficientNet轻量级网络为基础的EfficientDet算法,考察其在草莓快速识别检测方面的效果,旨在为实现应用农业机器人对成熟草莓快速检测和采摘提供参考。

1 材料与方法

1.1 图像采集与数据集构建

本试验所采集的数据来自广东省广州市从化区某大型草莓种植园,其采用大棚地垄式种植方式。该草莓园地理位置经纬度为东经113°55',北纬23°64',采样当天天气晴。试验使用的图像采集设备为华为荣耀9X手机后置摄像头。试验将已挂果的草莓植株作为采集对象,其中成熟草莓为新鲜红色,未成熟的草莓为绿色或者粉色。试验共采集了自然环境中的草莓图像636张,为提高数据集的容量,使用Python脚本从网上随机爬取各类草莓图像1000张,总数共计1636张原始图像,成熟草莓样本为594张,未成熟草莓样本为1042张,按8:1:1划分为训练集(1309)、验证集(162)、测试集(165),如表1所示。本试验使用的标记工具为LabelImg图像处理软件,并通过人工手动对草莓位置进行标记。将识别数据分为成熟草莓和未成熟草莓2种类别,得到包含图片基本信息的XML文件。

表1 草莓样本数分布情况

Table 1 Distribution of strawberry samples		
图像分类 Image category	成熟草莓 Ripe strawberry	未成熟草莓 Unripe strawberry
数据集 Data set	594	1 042
训练集 Training set	475	834
验证集 Validation set	59	103
测试集 Test set	60	105

1.2 数据增强

为提高EfficientNet网络模型的泛化力和鲁棒性,本研究采用训练线上数据增强方法增加草莓样本数量,为提高网络模型泛化能力和鲁棒性,避免网络因训练样本不足导致过拟合。采用90°、-180°、45°翻转和使用锐化来模拟自然环境下光线差异进行图像增强,如图1所示。图像锐化过程使用高通滤波方法,如公式(1)。

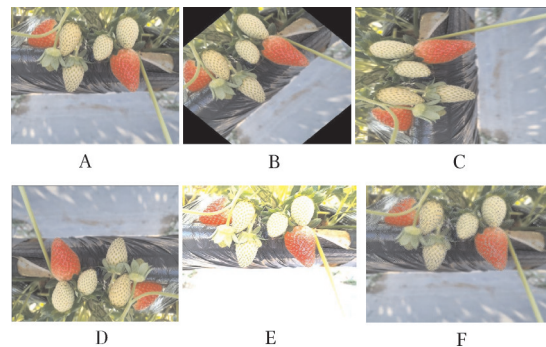
$$g(\mu, \nu) = \sum_x \sum_y F(x, y) H(\mu - x + 1, \nu - y + 1) \quad (1)$$

其中, $g(\mu, \nu)$ 为锐化后结果, $F(x, y)$ 表示原图像, $H(\mu - x + 1, \nu - y + 1)$ 表示冲激响应。

图1中锐化1的冲激响应阵列 kernel_e ,锐化2的冲激响应阵列 kernel_f ,如式(2)~(3)。

$$\text{kernel}_e = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\text{kernel}_f = \begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 5 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$



A: 原图 Original image; B: 旋转 45° Roate 45°; C: 旋转 90° Roate 90°; D: 旋转 180° Roate 180°; E: 锐化 1 Sharpening 1; F: 锐化 2 Sharpening 2.

图1 数据增强方法

Fig.1 Data augmentation method

1.3 EfficientDet算法分析

EfficientDet属于一阶目标检测算法,系统地研究了目标检测神经网络结构的设计选择,并提出了几个关键的优化以提高效率。首先提出了1种加权

双向特征金字塔网络(BiFPN),该网络能够简单地融合多尺度特征;其次提出了1种复合缩放方法,该方法可以同时对所有主干网络、特征网络和预测网络的分辨率、深度和宽度进行统一缩放。EfficientDet的主干特征提取网络是EfficientNet,特征融合网络采用了BiFPN网络。

1.4 EfficientNet网络分析

EfficientDet的主干网络EfficientNet,如图2所示,其核心思想是寻找兼顾速度与精度的模型缩放方法,利用残差神经网络增大网络的深度,获得更深层语义信息。

EfficientNet是由16个移动翻转瓶颈卷积(MB-Conv)、2个Conv、1个全局平均池化(Global Average Pooling)和1个全连接层(Full Connect)组成。其创新性提出组合缩放系数,用单一的组合缩放系数 ϕ ,同时缩放宽度 w 、深度 d 和图片分辨率 r ,其缩放基数分别为 α, β, γ ,如公式(4)所示。

$$\begin{cases} d = \alpha^\phi \\ w = \beta^\phi \\ r = \gamma^\phi \end{cases} \quad (4)$$

首先,将图像输入EfficientNet主干特征提取网络,通过7次下采样得到不同深度的语义信息,分别获得P1~P7层,其中{P3, P4, P5, P6, P7}具有较深的语义信息,然后将其输入进BiFPN网络里进行上采样。

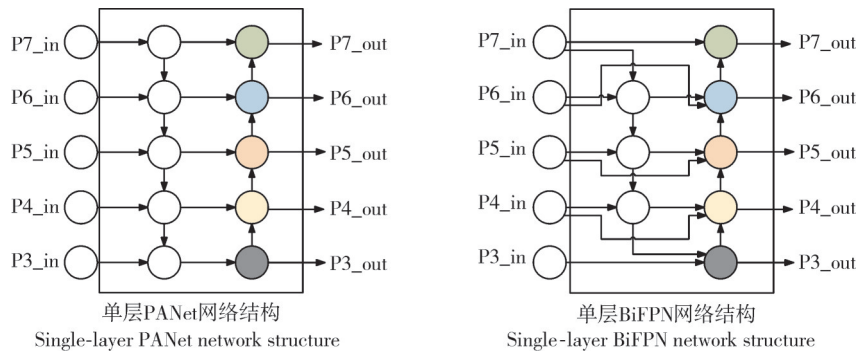


图3 加强特征提取网络结构

Fig.3 Strengthen feature extraction network structure

在BiFPN网络结构添加了快速归一化特征加权融合(fast normalized fusion),其公式如式(5)所示,在提取草莓图片多通道深层语义特征效率更高,对草莓颜色特征进行提取更加有效。

$$\text{Out} = \sum_i \frac{w_i}{\epsilon + \sum_j w_j} \text{In}_i \quad (5)$$

其中, w_i 是可学习权重,可以是标量(每个特征)、向量(每个通道)或多维张量(每个像素)。 In_i 为

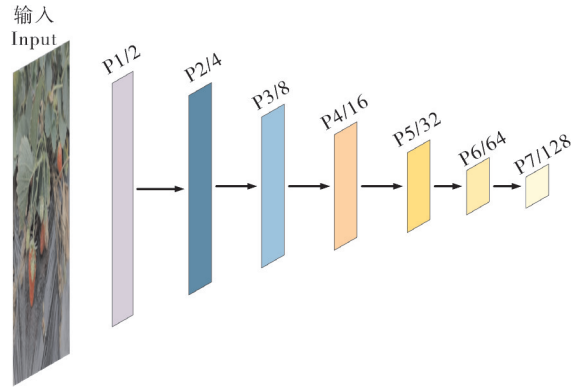


图2 EfficientDet主干特征提取网络

Fig.2 EfficientDet backbone feature extraction network

多尺度特征融合的目标是聚合不同分辨率的特征,FPN(featurized image pyramids,特征金字塔网络)能解决目标检测在物体大小差异十分明显的问题^[16]。FPN引入自顶向下的路径来融合从3级到7级的多尺度特征;PANet(path aggregation network,路径集合网络)在FPN顶部增加1个额外的自底向上通路^[17];BiFPN为EfficientDet目标检测模型的加强特征提取网络,基于PANet网络改进而来,其特点是具有更好的准确性和效率权衡。BiFPN使用双向交叉尺度连接(Cross-Scale Connections),删去连接P7_in与P3_in中间节点,将每个双向(自顶向下和自下而上)路径视为1个特征网络层,并多次重复同一层以实现更高级别的特征融合(图3)。

第 i 层输入图像, ϵ 为常数,一般取0.000 1。每个规格化权重的值也在0和1之间。经过EfficientNet采样得出{P3_in, P4_in, P5_in, P6_in, P7_in} 5层深度语义信息,然后输入BiFPN网络,通过交叉尺度连接和快速归一化融合后得到{P3_out, P4_out, P5_out, P6_out, P7_out},Conv是用于特征处理的卷积操作, P_i _in为自上而下路径第 i 层输入特征, P_i _td为自上而下路径第 i 层中间特征, P_i _out是自上而下路径第 i

层输出特征,如公式(6)所示。

$$\begin{cases} P_{i_td} = \text{Conv}(P_{i_in}, w_1, w_2, \epsilon) \\ P_{i_out} = \text{Conv}(P_{i_td}, w_1, w_2, w_3, \epsilon) \end{cases} \quad (6)$$

1.5 试验方法

1)试验环境平台。操作系统:Windows 10 专业版 64 位操作系统;CPU: Intel Xeon Silver 4210×2, 10 核 20 线程,最大睿频 2.82 GHz;GPU 为 GeForce RTX 3090,显存 24 GB;内存 64 GB;深度学习框架:PyTorch 1.9,进行网络搭建、训练、验证和测试。

2)步骤。首先将采集到的原始草莓图像进行预处理,并逐一标记图像中草莓的位置。然后以标记图像作为输入,对 EfficientDet 系列模型以及两类目标检测中的经典算法 YOLO 系列的 v3 和 v4 以及 Faster-RCNN 进行训练,得到各自算法的草莓识别模型。最后进行对比分析,其具体对比思路为:EfficientDet 算法内部进行性能分析与比较,同时算法外部对比 EfficientDet、YOLO 和 Faster-RCNN 3 种模型的识别结果,最终得出试验结论(图 4)。

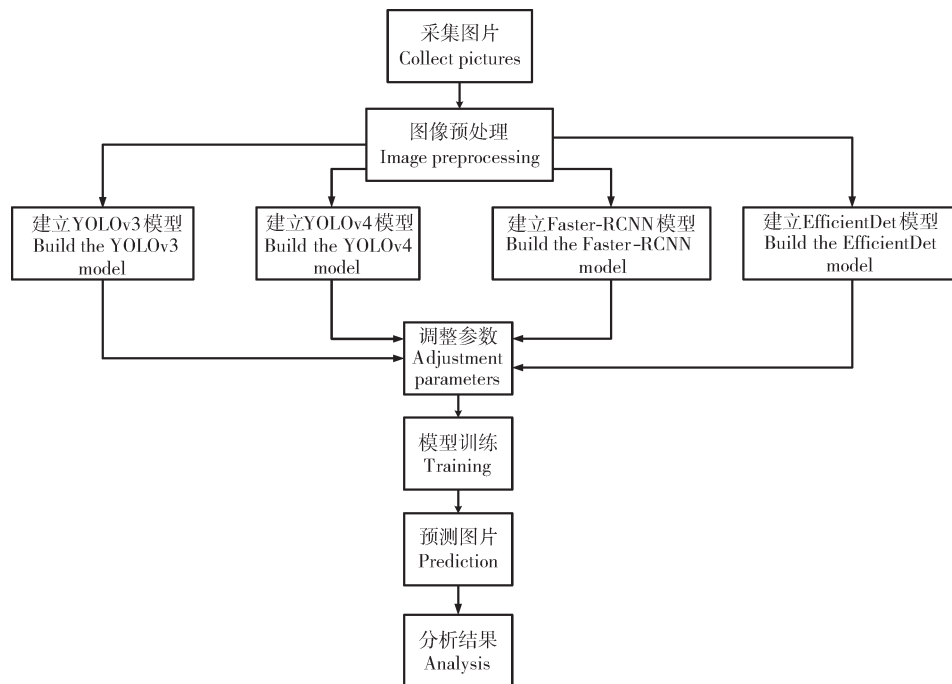


图 4 试验整体流程

Fig.4 The overall flow of experiment

1.6 模型训练

本研究采用了迁移学习的思想,预测权重使用官方权重,根据 EfficientDet 的不同版本,图片输入尺寸分别为 (512, 512)、(640, 640)、(768, 768)、(896, 896)、(1 024, 1 024)、(1 280, 1 280)、(1 408, 1 408)、(1 536, 1 536)。先将图片转换为 RGB 图像,防止灰度图在预测时候报错,训练时候学习率选取 0.001,2 次训练所使用的优化器为 Adam,权重衰退为 0.000 5,损失函数由两部分组成,分别是 Focal Loss 和 Smooth Loss。在训练过程中,分为两部分的训练迭代,每部分的迭代次数是 50 次,共 100 次。训练完第 1 个迭代次数后,进行冻结训练,冻结前一一部分的权重,把算力资源放在第 2 迭代部分训练。本研究使用 EfficientDet 模型可以直接对草莓测试集原图进行输入训练。

1.7 评价指标

由于 EfficientDet 的模型参数量随版本数增加而增多,所需要显卡显存越大,导致训练难度越来越大。本研究对 EfficientDet-D0 和 EfficientDet-D1 进行内部对比试验,从而选取符合机器人采摘精度与速度的最佳版本。为了对比度高,本研究选择 YOLOv3、YOLOv4、Faster-RCNN 与已选最佳版本进行对比,并选用了平均精度 (average precision, P_A)、平均精度均值 (mean average precision, P_{mA})、召回率 (recall, R)、对数平均误测率 (LAMR)、损失率 (loss rate) 对所有试验算法进行评估^[14],进行评估前需要定义以下的参数。

T_p (true positive): 正确检验框,表示已标定的预测框与标签框匹配。 F_p (false positive): 误检框,表示将背景预测成为物体的框。 F_N (false negative): 漏检

框,表示原本需要检测到物体的框,没有检测出来。 T_N (ture negative):正确背景,表示本身是背景,然后模型也没有检测出来。目标检测常见的评价指标包括正确率(precision, P)、召回率(R)、平均精度(P_A)、平均精度均值(P_{mA})及 F_1 分数,公式如下:

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p} \quad (7)$$

$$R = \frac{T_p}{\text{total}(GTs)} \quad (8)$$

$$P_A = \int_0^1 PdR \quad (9)$$

$$P_{mA} = \frac{\sum_{n=0}^k P_A}{k} \quad (10)$$

$$F_1 = \left(\frac{1}{n} \sum f_k \right)^2 \quad (11)$$

公式(7)~(11)中, GTs 表示标签值,物体的类别与边框位置的4个真值, $\text{total}(GTs)$ 表示所有数据的标签总数。 k 是类别标签数值,如试验中分为成熟草莓和未成熟草莓2种标签值。 F_1 分数是分类问题中的重要指标,是精度和召回率的调和平均数。

2 结果与分析

嵌入式设备主要以CPU进行计算,处理器多以intel至强、ARM为平台。本试验为模拟嵌入式终端设备推断硬件环境,选用Intel Xeon CPU,模型通过GPU训练完得到模型权重,再通过CPU进行推断计算,经过对比试验后,得出5种算法的各评价指标以及识别草莓图片时间。选取了EfficientDet-D0和EfficientDet-D1版本,与YOLOv3、YOLOv4及Faster-RCNN进行对比。将165张测试集图片逐张输入至不同算法进行检测时间测试,每种算法都使用相同的测试集,记录每张图片平均检测时间。将在同一算法下所有图片的检测相加再除以165得每种算法的平均检测时间。试验结果显示,Faster-RCNN的平均预测时间为23.4 s,YOLOv3、YOLOv4的平均预测时间分别为2.23、1.22 s,EfficientDet-D0和EfficientDet-D1检测时间分别为0.32、0.34 s。由于Faster-RCNN是二阶目标检测,速度远远低于一阶目标检测。EfficientDet、YOLO系列是一阶目标检测,对比之下,EfficientDet具有更大优势,YOLOv3与YOLOv4的检测速度相比,YOLOv4速度比YOLOv3快1.01 s,但是相对于EfficientDet-D0慢约10%,而EfficientDet-D1检查平均时间比EfficientDet-D0快0.02 s。在相同CPU实验平台上,EfficientDet的D0、D1

两个版本相对于YOLO的v3、v4检测速度更快,而Faster-RCNN不能满足移动端实时检测需求。

不同算法对成熟和未成熟的草莓检测效果如图5所示。从图5可知,EfficientDet在检测成熟草莓和未成熟草莓时,正确得分率均高于其余3种算法,在相同光照背景复杂度情况下,EfficientDet的对数平均误测率(LAMR)均小于1%。EfficientDet处理目标遮挡和非目标遮挡效果高于YOLOv3、YOLOv4、Faster-RCNN。在成熟草莓检测中,Faster-RCNN、YOLOv3、YOLOv4 3种算法对目标果实包裹框不完整,而且交并比(IoU)明显低于EfficientDet系列。在未成熟草莓检测过程中,这4种算法的交并比(IoU)高于成熟草莓检测时。而YOLOv4在混合草莓检测与未成熟草莓检测中均存在漏检现象,可见YOLOv4在多目标复杂背景下检测效果并不理想。总体来看,EfficientDet检测效果高于其余3种算法。

表2为成熟草莓算法检测性能结果,由表2可知,EfficientDet-D1除了召回率低于Faster-RCNN外,各项评价指标均优于其他算法,其次是EfficientDet-D0,且二阶目标检测算法Faster-RCNN各项指标参数均高于一阶目标检测算法YOLO系列。

未成熟草莓算法检测性能结果(表3)显示,不同算法检测未成熟草莓的目标检测算法评价指标均高于其检测成熟草莓算法的评价指标。经试验得到EfficientDet-D1的 P_A 和 F_1 达100%,在5种算法中最高,其次是EfficientDet-D0。二阶目标检测算法Faster-RCNN评价指标仍高于YOLO系列,YOLOv4在检测未成熟草莓时其 P_A 值低于检测成熟草莓的 P_A 值。试验结果显示5种算法的 P_{mA} ,以EfficientDet-D1最高,达97.50%,其次是EfficientDet-D0,达96.71%,YOLOv3的 P_{mA} 为89.51%,Faster-RCNN为96.71%,YOLOv4的 P_{mA} 为69.02%,在成熟草莓检测中YOLOv4的 P_{mA} 在5种算法中最低。

3 讨论

针对自然环境下成熟草莓快速识别,本研究将YOLOv3、YOLOv4、Faster-RCNN 3种目标检测算法与EfficientDet算法进行比较,结果表明,YOLOv3、YOLOv4、Faster-RCNN的平均精度均值(P_{mA})分别为89.51%、56.573%、96.54%。EfficientDet-D0的 P_{mA} 为96.71%,EfficientDet-D1的 P_{mA} 为97.5%。且在视频测试中,EfficientDet-D1平均视频

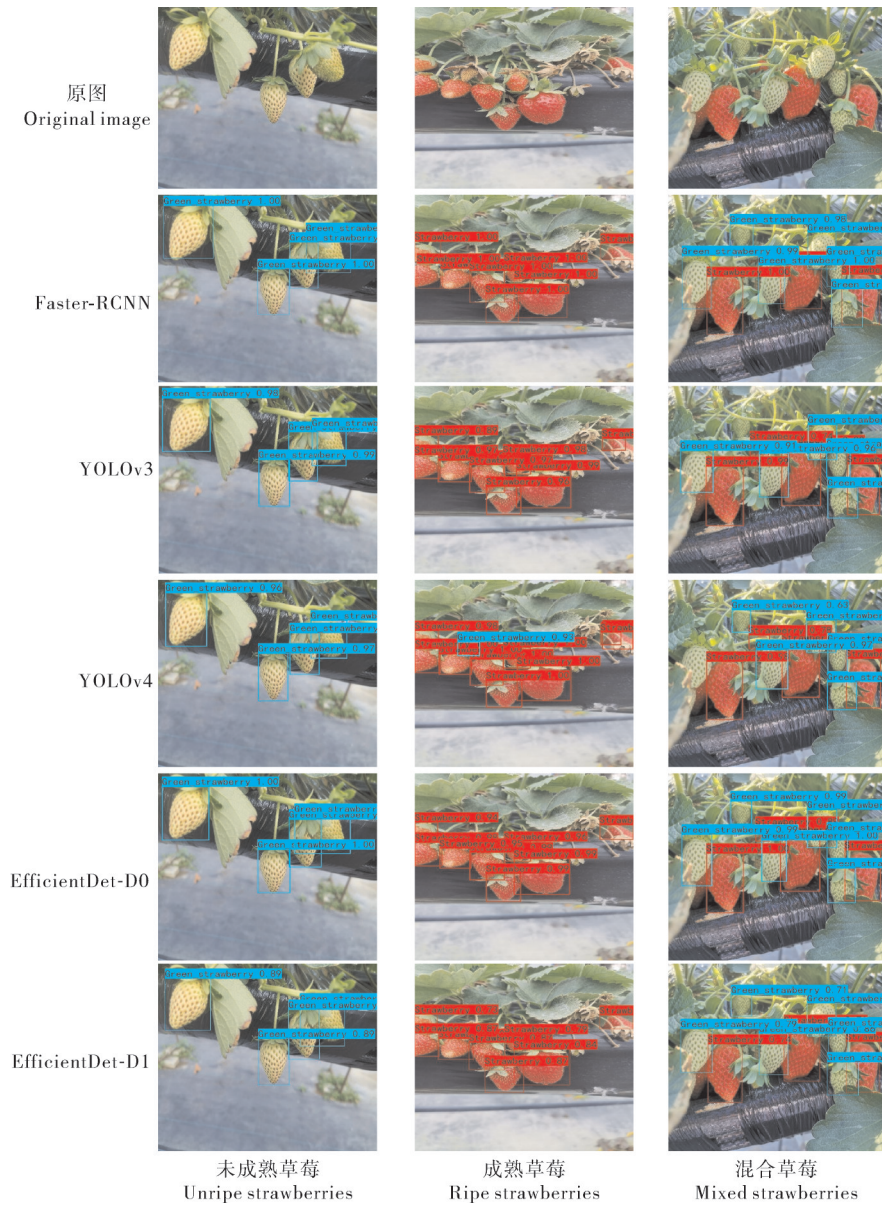


图 5 5 种检测算法效果图

Fig.5 Effect diagram of five detection algorithms

表 2 成熟草莓检测的不同算法各项评价指标对比

Table 2 Comparison of evaluation indicators of different algorithms for the detection of ripe strawberries

模型 Model	P_A	P	R	F_1
Faster-RCNN	95	81.60	95.68	88
YOLOv3	88	90.83	78.42	84
YOLOv4	73	82.65	58.27	68
EfficientDet-D0	95	98.92	82.73	90
EfficientDet-D1	96	99.25	94.96	97

表 3 未成熟草莓检测的不同算法各项评价指标对比

Table 3 Comparison of evaluation indicators of different algorithms for the detection of unripe strawberries

模型 Model	P_A	P	R	F_1
Faster-RCNN	98.00	87.76	98.47	93
YOLOv3	91.02	89.76	87.02	88
YOLOv4	65.00	90.57	36.64	52
EfficientDet-D0	98.00	98.40	93.89	96
EfficientDet-D1	100.00	99.24	100.00	100

帧数为 23.4 帧/s, EfficientDet-D0 平均视频帧数为 22.3 帧/s, 比 Faster-RCNN 高出 1.4%, 基本与 YOLOv3 和 v4 视频测试帧数持平, 符合视频实时检测需求。进行图片测试时, 平均预测时间用时最短的是 EfficientDet, 平均用时 0.23 s, 其次是 YOLOv3、YOLOv4 和 Faster-RCNN。经过性能测试比较, 均高于其他算法, 适合于草莓快速检测及分类。

EfficientDet 采用轻量主干网络 EfficientNet, YOLOv3 和 YOLOv4 采用 DarkNet, Faster-RCNN 采用 VGG16 主干网络, 网络参数量庞大, 浮点运算率占用大, 其余 3 种算法不适宜于嵌入式边缘端检测。本研究提出以 EfficientDet-D1 草莓快速检测及分类算法, 解决了传统目标检测成熟草莓算法检测精度低和鲁棒性差的问题, 满足嵌入式草莓分拣系统的视觉要求, 此外也可以为其他水果分拣系统提供检测思路。

参考文献 References

- [1] 贾宗维, 姚思敏, 张如意, 等. 基于改进 U-Net 网络的大棚草莓果实识别[J]. 山西农业大学学报(自然科学版), 2022, 42(2): 120-128. JIA Z W, YAO S M, ZHANG R Y, et al. Recognition of strawberry fruits in greenhouses based on improved U-Net network [J]. Journal of Shanxi Agricultural University (natural science edition), 2022, 42(2): 120-128 (in Chinese with English abstract).
- [2] 刘小刚, 范诚, 李加念, 等. 基于卷积神经网络的草莓识别方法[J]. 农业机械学报, 2020, 51(02): 237-244. LIU X G, FAN C, LI J N, et al. Strawberry recognition method based on convolutional neural network [J]. Journal of the CSAM, 2020, 51(2): 237-244 (in Chinese with English abstract).
- [3] 许丽建. 颜色差值分类算法在草莓成熟程度检测中的应用[J]. 科技通报, 2012, 28(10): 160-162. XU L J. Color difference in strawberry classification algorithm of maturity of the application of the test [J]. Bulletin of science and technology, 2012, 28(10): 160-162 (in Chinese with English abstract).
- [4] 覃磊, 孙开琼, 李诗高, 等. 基于 RGB 颜色相似度的成熟草莓图像分割[J]. 浙江农业学报, 2016, 28(2): 330-337. QIN L, SUN K Q, LI S G, et al. Image segmentation of ripe strawberry based on RGB color similarity [J]. Acta agriculturae zhejiangensis, 2016, 28(2): 330-337 (in Chinese with English abstract).
- [5] 蒋浩, 张初, 刘飞, 等. 基于高光谱图像多光谱参数的草莓成熟度识别[J]. 光谱学与光谱分析, 2016, 36(5): 1423-1427. JIANG H, ZHANG C, LIU F, et al. Identification of strawberry ripeness based on multispectral indexes extracted from hyperspectral images [J]. Spectroscopy and spectral analysis, 2016, 36(5): 1423-1427 (in Chinese with English abstract).
- [6] 王雪光, 陈淑红. 基于 K 均值聚类的成熟草莓图像分割算法[J]. 农机化研究, 2013, 35(6): 51-54. WANG X G, CHEN S H. The ripe strawberry image segmentation algorithm based on K-means clustering [J]. Journal of agricultural mechanization research, 2013, 35(6): 51-54 (in Chinese with English abstract).
- [7] 赵玲, 周桂红. 基于颜色特征的草莓成熟度识别技术研究[J]. 河北农业大学学报, 2017, 40(2): 97-101. ZHAO L, ZHOU G H. Study on recognition technology of strawberry maturity based on color feature [J]. Journal of Hebei Agricultural University, 2017, 40(2): 97-101 (in Chinese with English abstract).
- [8] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks [J]. Communications of the acm, 2017, 60(6): 84-90.
- [9] 杨万里, 段凌凤, 杨万能. 基于深度学习的水稻表型特征提取和穗质量预测研究[J]. 华中农业大学学报, 2021, 40(1): 227-235. YANG W L, DUAN L F, YANG W N. Deep learning-based extraction of rice phenotypic characteristics and prediction of rice panicle weight [J]. Journal of Huazhong Agricultural University, 2021, 40(1): 227-235 (in Chinese with English abstract).
- [10] ZHOU X, LEE W S, AMPATZIDIS Y, et al. Strawberry maturity classification from UAV and near-ground imaging using deep learning [J/OL]. Smart agricultural technology, 2021, 1: 100001 [2022-04-13]. <https://doi.org/10.1016/j.atech.2021.100001>.
- [11] TAN M X, PANG R M, LE Q V. EfficientDet: scalable and efficient object detection [C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Seattle, WA, USA. Seattle: IEEE, 2020: 10778-10787.
- [12] REN S Q, HE K M, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks [J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [13] SHINDE S, KOTHARI A, GUPTA V. YOLO based human action recognition and localization [J]. Procedia computer science, 2018, 133: 831-838.
- [14] 王季. 基于 EfficientDet 的全球小麦麦穗检测方法研究[J]. 农业装备与车辆工程, 2021, 59(12): 108-111. WANG J. Research on global wheat head detection method based on EfficientDet [J]. Agricultural equipment & vehicle engineering, 2021, 59(12): 108-111 (in Chinese with English abstract).
- [15] WU D H, LV S C, JIANG M, et al. Using channel pruning-based YOLO v4 deep learning algorithm for the real-time and accurate detection of apple flowers in natural environments [J/OL]. Computers and electronics in agriculture, 2020, 178: 105742 [2022-04-13]. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105742>.
- [16] LIN T Y, DOLLÁR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection [C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu, HI, USA. Honolulu: IEEE, 2017: 936-944.

- [17] LIU S, QI L, QIN H F, et al. Path aggregation network for instance segmentation [C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, UT, USA. Salt Lake City :IEEE, 2018:8759-8768.

Rapid detection and classification of strawberries based on EfficientDet-D1

ZHANG Xiaohua^{1,2}, LI Haolin³, LI Shanjun⁴, ZHANG Wenfeng^{2,5}, XIAN Zhenghong¹

1. College of Automation, Zhongkai University of Agriculture and Engineering, Guangzhou 510225, China;

2. Guangdong Agricultural Products Cold Chain Transportation and Logistics Engineering Technology Research Center, Guangzhou 510225, China;

3. College of Mechanical Engineering, Zhongkai University of Agriculture and Engineering, Guangzhou 510225, China;

4. College of Engineering/National R&D Center for Citrus Preservation, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China;

5. Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area Agricultural Products Digital Logistics Research Center, Guangzhou 510225, China

Abstract A target detection algorithm based EfficientDet-D1 model was proposed to meet the requirements of speed and accuracy in the rapid detection and classification of strawberries using the fast normalized feature weighted fusion feature in EfficientNet network to quickly identify the ripe and unripe strawberries in natural environments. The YOLOv3, YOLOv4, Faster-RCNN and EfficientDet-D0 models were used for comparative experiments. The results showed that mean average precision (mAP) of the five algorithms including YOLOv3, YOLOv4, Faster-RCNN, EfficientDet-D0 and EfficientDet-D1 was 89.51%, 69.02%, 96.54%, 96.71%, and 97.50%, respectively. The detection performance of EfficientDet-D1 in the ripe and unripe strawberries is better than that of the other four target detection algorithms, which has better generalization and robustness, By using the EfficientNet network with a small number of model parameters. It is more suitable for mobile identification, and can provide a new solution for the automatic picking technology of the ripe strawberries.

Keywords deep learning; target detection; EfficientDet; classification of strawberry; EfficientNet

(责任编辑:陆文昌)