

引用格式:

俞龙, 黄浩宜, 周波, 黄楚斌, 唐劲驰, 胡春筠[J]. 机采茶叶嫩芽的图像采集与识别. 湖南农业大学学报(自然科学版), 2024, 50(5): 112–118.

YU L, HUANG H Y, ZHOU B, HUANG C B, TANG J C, HU C Y. Image acquisition and recognition of machine-harvested tea buds[J]. Journal of Hunan Agricultural University(Natural Sciences), 2024, 50(5): 112–118.

投稿网址: <http://xb.hunau.edu.cn>



机采茶叶嫩芽的图像采集与识别

俞龙^{1,2}, 黄浩宜^{1,3,4}, 周波^{3,4}, 黄楚斌¹, 唐劲驰^{3,4}, 胡春筠^{1*}

(1.华南农业大学电子工程学院(人工智能学院), 广东 广州 510642; 2.国家精准农业航空施药技术国际联合研究中心, 广东 广州 510642; 3.广东省农业科学院茶叶研究所, 广东 广州 510640; 4.广东省茶树资源创新利用重点实验室, 广东 广州 510640)

摘要: 为了提高茶叶机采的智能化水平, 笔者设计了由支架、弧形采收刀、割刀丝杆升降板、4个滚轮、2个驱动电机、控制器与蓄电池组等组成的茶叶采摘机试验平台; 以 YOLOv5s 6.0 作为基础模型, 将主干网络替换为 MobilenetV3 网络, 在算法检测层前引入 CBAM 注意力模块, 同时引入轻量级通用上采样算子 CARAFE 代替最近邻插值法, 并通过添加权衡函数, 改进 CIOU 损失函数等, 建立茶叶嫩芽图像采集的数学模型 YOLOv5s+。随后, 以不同高度(10、20、30、40、50 cm)和角度(15°、30°、45°、60°、75°、90°)拍摄的茶叶嫩芽图片为样本, 检测其对网络识别精度的影响, 发现当图像采集距离茶树顶部 20 cm、拍摄角度为 45°时, 识别模型的训练结果最优。采用此参数下拍摄的图片集进行消融试验, YOLOv5s+对茶叶嫩芽识别的平均精度均值和召回率分别为 0.935、0.912, 较 YOLOv5s 的分别提高了 2.97%、2.82%。

关键词: 茶叶机采; YOLOv5s; 茶叶嫩芽识别; 图像采集; 图像识别

中图分类号: S225.99; TP391.41 文献标志码: A 文章编号: 1007-1032(2024)05-0112-07

Image acquisition and recognition of machine-harvested tea buds

YU Long^{1,2}, HUANG Haoyi^{1,3,4}, ZHOU Bo^{3,4}, HUANG Chubin¹, TANG Jinch^{3,4}, HU Chunyun^{1*}

(1.College of Electronic Engineering(College of Artificial Intelligence), South China Agricultural University, Guangzhou, Guangdong 510642, China; 2.National Center for International Collaboration Research on Precision Agricultural Aviation Pesticides Spraying Technology, Guangzhou, Guangdong 510642, China; 3.Tea Research Institute, Guangdong Academy of Agricultural Sciences, Guangzhou, Guangdong 510640, China; 4.Key Laboratory for Innovative Utilization of Tea Tree Resources of Guangdong, Guangzhou, Guangdong 510640, China)

Abstract: To enhance the intelligence level of mechanical tea harvesting, the author designed a tea harvesting experimental platform consisting of a support frame, arc-shaped harvesting blade, blade screw lifting plate, 4 rollers, 2 drive motors, controller, and battery pack. Using YOLOv5s 6.0 as the baseline model, several modifications were implemented: the backbone network was replaced with MobilenetV3; a CBAM attention module was integrated before the detection layer; the lightweight universal upsampling operator CARAFE was adopted to substitute the nearest neighbor interpolation method. Furthermore, by incorporating trade-off functions and enhancing the CIOU loss function, a novel mathematical model YOLOv5s+ was developed for tea leaf detection. Subsequently, tea bud images taken at different heights(10, 20, 30, 40, 50 cm) and angles(15°, 30°, 45°, 60°, 75°, 90°) were used as samples to test their impact on network recognition accuracy. The results demonstrated that optimal model performance was achieved when images were acquired at a 20 cm vertical distance from the tea tree canopy with a 45° shooting angle. Using the image set captured under these parameters for ablation experiments, YOLOv5s+ achieved mean average precision and recall rates of 0.935 and 0.912 respectively for

收稿日期: 2023-09-09

修回日期: 2024-08-23

基金项目: 广东省重点领域研发计划项目(2023B0202120001); 广东省农业科学院农业优势产业学科团队建设项目(202125TD)

作者简介: 俞龙(1975—), 男, 安徽巢湖人, 博士, 副教授, 主要从事电子信息技术在农业中的应用研究, yulong@scau.edu.cn; *通信作者, 胡春筠, 博士, 讲师, 主要从事视频编码、智能算法相关研究, hcy2182@scau.edu.cn

tea bud recognition, showing improvements of 2.97% and 2.82% compared to YOLOv5s.

Keywords: machine harvesting for tea buds; YOLOv5s; tea bud recognition; image acquisition; image recognition

茶产业是劳动密集型产业,人工采摘茶叶效率低,占用大量农时,人工成本高^[1-2]。采茶机主要有单人式、双人式和自走式^[3-5]。单人式和双人式采茶机主要采取人工手持“一刀切”式,劳动强度大、效率低;自走式采茶机作业时,割刀离地高度固定,无法适应茶树冠层叶面高度和茶园垄沟起伏变化,嫩芽采摘完整度低、等级差,经济效益不高^[6]。为了提高嫩芽机采的良品率和等级,开展茶叶采摘机的智能化研究具有重要的意义,其中对茶叶嫩芽快速、准确检测与识别是采摘智能化的关键。

一些学者围绕自走式采茶机割刀的仿形控制开展了茶叶嫩芽检测相关研究。其中,茶叶嫩芽的接触式感知^[7]测量结果受接触力影响,数据变异大,茶鲜叶收获质量难以控制;基于超声波^[8]、接近开关^[9]和激光雷达^[10]的嫩芽非接触检测因有效检测范围偏小,易受茶叶冠层叶片间隙的影响,造成有效检测信息失真。基于机器视觉的嫩芽检测研究也在逐渐增多,其研究方法包括传统图像处理和深度学习方法。在实际应用场景中,采集的茶叶图像背景较为复杂,嫩芽尺度不一、密集和遮挡等情况严重影响嫩芽检测的精度和模型的普适性。

随着深度学习的快速发展,越来越多的学者将目标检测算法应用于茶树嫩芽智能识别的研究中,代表算法有 Faster R-CNN、Mask-RCNN、SSD (single shot multiBox detector)及 YOLO(you only look once)等。学者们开展了基于 Faster R-CNN^[11-13]和 Mask-RCNN^[14]的目标检测算法在复杂背景下茶叶嫩芽检测方面的应用研究,发现两种方法均具有较好的通用性和鲁棒性,表明深度学习目标检测算法在检测精度和速度上明显优于传统目标检测算法的。王子钰等^[15]和毛腾跃等^[16]将茶叶图像数据集经过分割、形态学预处理和特征提取后,采用多 SSD 模型对茶叶嫩芽图像进行检测识别,取得了较高的嫩芽识别率。学者们^[17-22]对 YOLO 系列算法模型进行了优化,优化模型对自然环境下的茶叶嫩芽识别取得了较高的召回率及准确度,提高了 YOLO 系列算法模型对茶叶嫩芽的识别能力。

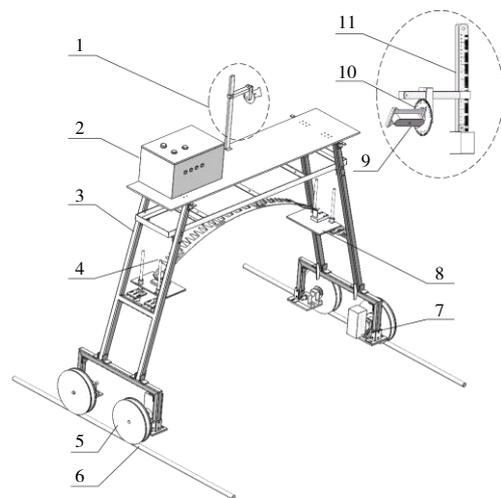
在自然环境下,对茶叶嫩芽检测与识别的智能

算法研究取得了一定的进展,但鲜有结合现有采茶机械设备,开展茶叶嫩芽图像获取方法与影响因素的研究。为了提升茶叶嫩芽机采的良品率和等级,提高采茶机的智能化水平,笔者搭建了茶叶采摘机试验平台,选用检测速度快和精度较高的 YOLOv5s 作为识别模型,开展采茶机茶叶嫩芽图像采集方法研究;为了提高茶叶嫩芽的识别精度和便于轻量化部署,对原有 YOLOv5s 算法模型进行改进,并对改进前后模型的图像识别效果进行对比,以评估改进后的模型性能。

1 试验平台与数据分析采集

1.1 茶叶采摘机试验平台

茶叶采摘机试验平台的结构如图 1 所示。试验平台主要由支架、弧形采收刀、割刀丝杆升降板、4 个滚轮、2 个驱动电机、控制器与蓄电池组等组成。试验时,在茶园茶陇间铺设平行的钢管轨道,试验平台驱动电机控制 4 个轮子在轨道上行走,通过调节割刀丝杆升降板控制割刀的工作高度,实现茶垄冠层茶叶不同高度的切割和采摘。在试验平台顶部中间搭建一个高度和角度可调的拍摄支架,支架主要由高度尺和角度尺组成,通过滑动角度尺、高度尺可以实现不同角度和高度的茶叶嫩芽图像采集。



1 拍摄支架; 2 控制器; 3 支架; 4 弧形采收刀; 5 驱动轮; 6 茶园轨道; 7 驱动电机; 8 割刀丝杆升降板; 9 摄像头; 10 角度尺; 11 高度尺。

图 1 茶叶采摘机试验平台的结构

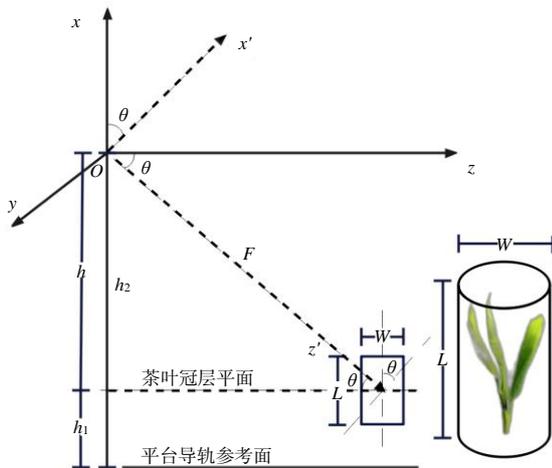
Fig.1 Structure of tea picker test platform

1.2 茶叶嫩芽成像分析

以铺设于两边茶垄的试验平台轨道为参考地平面, 茶叶冠层上层嫩芽相对于地平面的高度为 h_1 , 相机在机采试验平台上的安装高度为 h_2 , 则相机相对于茶树冠层嫩芽的高度 $h=h_2-h_1$ 。令相机安装位置处为相机坐标系 xyz 的原点 O , z 轴与光轴重合, 指向机采平台正前方, 平行于茶叶冠层, x 轴与 y 轴与成像平面平行, x 轴垂直向上, y 轴指向机采平台右前方, 如图 2 所示。

定义坐标系 xyz 的 z 方向为 0° 的茶叶嫩芽图像采集角, 以 y 轴为旋转中心顺时针旋转的角度为新坐标系下的茶叶嫩芽图像采集角度。坐标系 xyz 旋转 θ 角后得到的新坐标系 $x'y'z'$, $x'y'z'$ 对应的茶叶嫩芽图像采集角即为 θ , 如图 2 所示。由相机与茶树冠层嫩芽的相对高度 h 可得出不同拍照角 θ 下茶叶嫩芽离相机安装位置 O 处的距离 F , 如公式(1)所示。

$$F = \frac{(h_2 - h_1)}{\sin \theta} \quad (1)$$



W 嫩芽的成像宽度; L 嫩芽的成像高度。

图 2 茶叶嫩芽成像图示

Fig.2 Image of tea bud

茶叶采摘的嫩芽通常为一芽一叶或一芽二叶, 呈长条形, 形体结构简单但空间形态各异, 芽头通常向阳朝上生长。采用长圆柱体规则体表示茶叶嫩芽外形轮廓并进行成像分析, 长圆柱体中心线与茶叶冠层平面垂直, 如图 2 所示。圆柱体中心线与相机坐标系 $x'y'z'$ 的光轴 z' 的夹角为 θ , 与相机成像坐标系 $x'y$ 的夹角为 $90^\circ - \theta$ 。忽略投影重叠的影响, 长圆柱体在成像平面上的投影主要由 2 部分组成: 一部分为圆柱体顶部圆的投影, 另一部分为圆柱体的垂直剖面的投影, 其面积(S)如公式(2)所示。

$$S = 2Lr \cos \theta + \pi r^2 \cos(90^\circ - \theta) \quad (2)$$

式中, r 为圆柱体顶部圆半径。

将公式(1)和公式(2)代入相机成像公式, 可得长圆柱体在相机上的成像面积 s , 如公式(3)所示。

$$s = \frac{f(2Lr \sin 2\theta + \pi r^2(1 - \cos 2\theta))}{2(h_2 - h_1)} \quad (3)$$

式中, f 为相机的焦距。

从公式(3)可知, 茶叶嫩芽成像面积和相机安装高度成反比, 由于小目标的茶叶嫩芽的语义信息较难获取, 为了提高茶叶嫩芽识别精确度, 需要较低的相机安装高度。然而, 若相机安装高度太低, 则相机拍摄的茶叶冠层嫩芽的有效范围也会较小, 难以保证采茶平台对作业区域的有效监测需求。

茶叶嫩芽成像面积也和相机的安装角度有关, 当相机拍照角度为 90° 时, 长圆柱体只有顶部的圆可以成像, 也即茶叶嫩芽只有芽头顶部成像, 芽头的茎秆部分无法成像; 当相机拍照角度为 0° 时, 由于相机的光轴 z 平行于茶叶嫩芽冠层, 无法有效拍摄图像。

1.3 图像采集与数据集构建

供试图片数据采集于广东省农业科学院茶叶研究所英德实验基地。供试茶树品种为‘金萱’, 已种植 10 a, 单垄栽种, 长势较好。拍摄时间为 2022 年 11 月中旬 8:00–17:00。拍摄设备为 Intel Realsense D435 相机, 数据的分辨率为 1 920 像素 \times 1 080 像素, 图像以 PNG 格式保存。

相机拍摄高度分别设为 10、20、30、40、50 cm, 角度分别设为 15° 、 30° 、 45° 、 60° 、 75° 、 90° , 采集茶树嫩芽图像。拍摄时, 采摘机试验平台在轨道上的行走速度为 1.5 m/s, 每 1 s 采集一张图像, 按不同高度和角度行走多次往复试验。每个高度和角度对应构成 1 组, 每组采集原始图像 180 幅。

运用目标标注工具 LabelImg 对采集到的茶叶图像中的嫩芽进行人工标记, 并对标记后的茶叶嫩芽图像进行翻转、对比度增强、添加噪声及图像模糊等数据增强操作, 扩充数据集图像数量, 最终每组得到 1 080 张茶叶嫩芽图像。茶叶嫩芽图像数据集依据不同高度和角度归类, 训练集、验证集、测试集的图像数量比为 8 : 1 : 1。

2 YOLOv5s 模型轻量化改进

YOLOv5s 模型因其体积小、计算速度快的优点，被广泛应用于各种目标检测场景下^[23-25]。本研究中，采用 YOLOv5s 6.0 作为茶叶嫩芽检测基础模型，该版本模型主要由输入端、骨干网络、特征融合网络和预测端 4 部分组成。为提高算法茶叶嫩芽检测精度及其对于移动或嵌入设备的适用度，对 YOLOv5s 进行轻量化改进，改进后的模型记为 YOLOv5s+，改进措施包括：将该算法主干网络替换为 MobilenetV3 网络；在算法检测层前引入 CBAM 注意力模块；引入轻量级通用上采样算子 CARAFE 代替最近邻插值法；通过添加权衡函数，改进 CIOU 损失函数。

2.1 引入 MobilenetV3 网络

将 YOLOv5s 主干网络替换为 MobilenetV3 网络^[26-27]，以减少模型的计算量。改进前后的主干网络结构如图 3 所示。

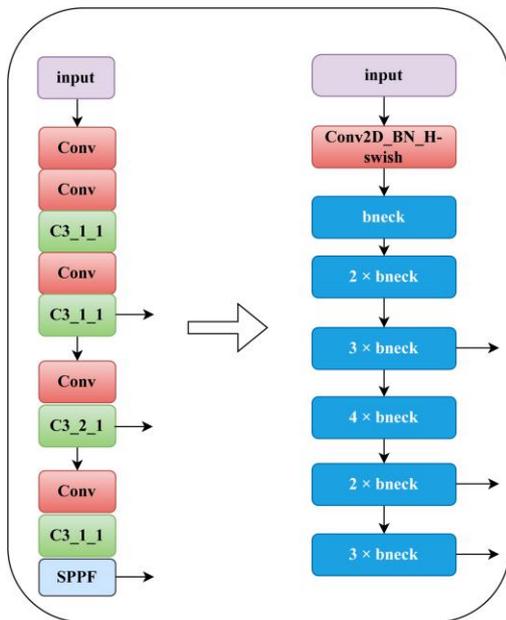


图 3 改进前后的 YOLOv5s 主干网络

Fig.3 YOLOv5s backbone network before and after improvement

2.2 引入 CBAM 注意力机制

在茶叶嫩芽目标检测任务中往往存在较多小的嫩芽目标，它们占用像素较少，在经过多个 C3 模块处理后，容易出现丢失特征信息的问题，为此，笔者在 YOLOv5s 模型检测层前加入 CBAM 模块^[28]，其插入位置如图 4 所示。

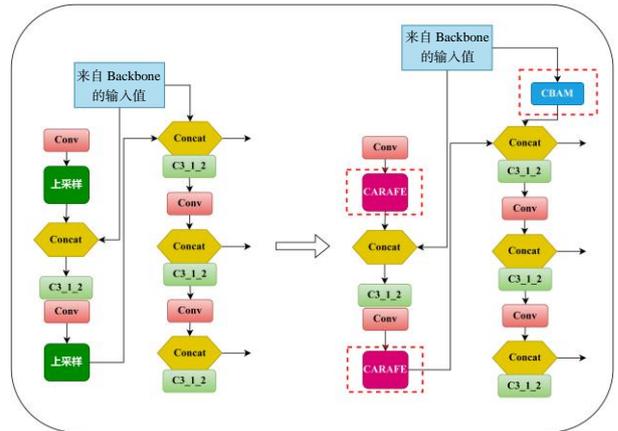


图 4 改进前后的 YOLOv5s 特征融合网络

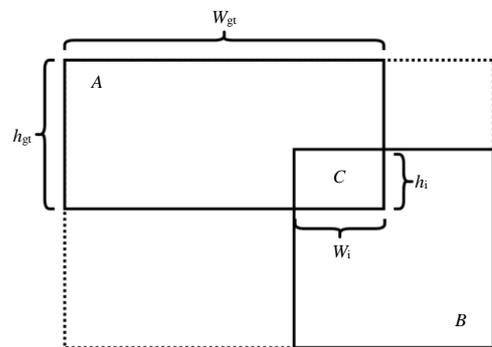
Fig.4 YOLOv5s feature fusion network before and after improvement

2.3 引入上采样算子(CARAFE)

在 YOLOv5s 模型中采用的上采样方式是最近邻插值法，该方法可以看作是一种较为均匀的上采样，仅通过像素点所在的空间位置来确定上采样核，在这种方法中特征图的语义信息并没有得到充分的利用。本研究中，引入轻量级通用上采样算子 CARAFE^[29]代替最近邻插值法，能更充分的利用特征图的语义信息。CARAFE 插入的位置见图 4。

2.4 改进 CIOU 损失函数

改进损失函数的核心思想是通过添加权衡函数，使得真实框与相交框的相交区域在回归过程中与真实框保持相似。本研究中，以原 CIOU 损失函数为基础，构建新的损失项，使得预测框与真实框的相交部分在回归过程中按照与真实框长宽比相同的方式进行回归，如图 5 所示。



A 真实框; B 预测框; C A和B的相交区域; W_{gt} 、 h_{gt} A的宽度和高度; W_t 、 h_t C的宽度和高度。

图 5 改进 CIOU 损失函数回归模型

Fig.5 Improved CIOU loss function regression model

图 5 中 C 和 A 为相似矩形，也就是 C 的宽高比和 A 的宽高比保持一致，由此可以得出下式。

$$L_{\text{imp}} = 1 - L_{\text{IOU}} + \frac{d^2}{c^2} + \alpha v + \alpha_1 v_1 \quad (4)$$

$$v_1 = \frac{4}{\pi^2} \left(\arctan \frac{W_{\text{gt}}}{h_{\text{gt}}} - \arctan \frac{W_i}{h_i} \right)^2 \quad (5)$$

$$\alpha_1 = \frac{v_1}{(1 - L_{\text{IOU}}) + v_1} \quad (6)$$

式中: L_{imp} 为经过改进后的 CIOU 损失函数值; L_{IOU} 为真实框和预测框之间的交并比; d 为真实框和预测框两者中心点之间的欧氏距离; c 为能够包含真实框和预测框的最小闭包区域对角线的长度; α 和 α_1 为长宽比一致的权衡函数; v 、 v_1 分别为衡量相交框和真实框宽高比一致性的参数。

3 试验与分析

3.1 试验环境与参数设置

在 pytorch 环境下对 Yolov5s 和 YOLOv5s+网络模型进行构建和改进, 试验与训练所用的操作系统为 Ubuntu20.0.4。处理器为 Intel i7 11700@2.6 GHz, 内存为 24 G, 显卡为 NVIDIA GeForce RTX 3090, 显存为 8 G, 编程语言为 python3.7。

网络训练时, 初始学习率为 0.001, SGD 动量参数设置为 0.9, 权重衰减系数设置为 0.000 5, 批大小设置为 64, 数据加载器数为 8, 训练轮数为 300。

3.2 嫩芽图像采集对比试验

为了定量评价模型识别的准确性, 使用召回率、平均精度均值(mAP)衡量模型的准确性。从表 1 可知, 召回率和 mAP 均在 0.9 以上的图像组别, 共有 7 组, 分别是相机拍摄角度 15°和高度 30、40、50 cm 的组合及相机拍摄角度 30°、45°和高度 40、50 cm 的组合。经过检测发现这 7 组图像虽然召回率和 mAP 较高, 但均出现将背景、茶叶叶片检测为茶叶嫩芽的情况。图 6 给出了相机拍摄角度 15°和高度 30 cm 时, 图像误将背景土地检测为嫩芽的示例。经过分析, 发现这几组图片的拍摄高度都在 30 cm 及以上, 在这些高度下, 茶叶嫩芽在图像中所占像素较少, 且茶叶嫩芽又属于小目标检测, 在模型训练的过程中, 小目标检测的茶叶嫩芽的语义信息较难获取, 也容易被忽略掉, 从而, 出现误将背景或是叶片检测为茶叶嫩芽的情况。

表 1 不同拍摄高度和角度的图像的训练结果

Table 1 Training results of images with different shooting heights and angles

拍摄角度/ (°)	拍摄高度/ cm	mAP	召回率	拍摄角度/ (°)	拍摄高度/ cm	mAP	召回率	拍摄角度/ (°)	拍摄高度/ cm	mAP	召回率
15	10	0.743	0.727	45	10	0.739	0.668	75	10		
	20	0.734	0.715		20	0.908	0.887		20	0.648	0.621
	30	0.974	0.946		30	0.867	0.846		30	0.785	0.752
	40	0.995	0.982		40	0.997	0.984		40	0.843	0.82
	50	0.994	0.987		50	0.994	0.986		50	0.629	0.593
30	10	0.724	0.618	60	10	0.537	0.485	90	10		
	20	0.833	0.821		20	0.653	0.621		20	0.687	0.643
	30	0.895	0.876		30	0.837	0.815		30	0.865	0.843
	40	0.989	0.973		40	0.754	0.723		40	0.816	0.783
	50	0.984	0.962		50	0.735	0.714		50	0.736	0.714



图 6 相机拍摄角度 15°和高度 30 cm 时的误检示例

Fig.6 Example of false detection when the camera was shooting at an angle of 15°and a height of 30 cm

相机拍摄角度 45°和高度 20 cm 时图像的 mAP 达到 0.908, 召回率达到 0.887, 是除上述 7 组召回率和 mAP 均较高的图像外剩余图像中检测效果最好的。图 7 给出了相机拍摄角度 45°和高度 20 cm 时的检测效果示例图。从图 7 可以看出, 2 张图片中的嫩芽均能被正确检测出来。可见, 对于本研究中的采茶平台, 图像采集设备的最优放置高度为距离茶树顶部 20 cm, 最优角度为与水平面呈 45°。



图 7 相机拍摄角度 45°和高度 20 cm 时的检测结果
Fig.7 Detection results when the camera was shooting at an angle of 45°and a height of 20 cm

3.3 嫩芽识别模型改进精度分析

本研究中，在 YOLOv5s 模型上进行了引入 MobilenetV3 网络、CBAM 模块、CARAFE 和改进损失函数等 4 点改进，记单一改进后的模型分别为 YOLOv5s-M、YOLOv5s-CBAM、4YOLOv5s-CAR、YOLOv5s-CIOU。为了分析模型的改进成效，在相机拍摄角度 45°和高度 20 cm 下的茶叶嫩芽图像测试集上进行消融试验，采用 mAP、召回率作为评价指标，试验结果如表 2 所示。

比较 YOLOv5s-M 与 YOLOv5s 可知，模型轻量化处理后，网络模型的特征提取能力有所降低；与 YOLOv5s 模型相比，YOLOv5s-CBAM、YOLOv5s-CAR 和 YOLOv5s-CIOU 的 mAP 和召回率均有提高，其中，mAP 分别提高了 0.99%、0.77%、0.77%，召回率分别提高了 1.69%、1.92%、1.01%；经过了 4 点改进后的 YOLOv5s+ 的 mAP 和召回率分别为 0.935、0.912，与 YOLOv5s 相比，分别提升了 2.97% 和 2.82%。

表 2 消融试验结果

Table 2 Results of ablation test

模型	mAP	召回率
YOLOv5s	0.908	0.887
YOLOv5s-M	0.894	0.861
YOLOv5s-CBAM	0.917	0.902
YOLOv5s-CAR	0.915	0.904
YOLOv5s-CIOU	0.915	0.896
YOLOv5s+	0.935	0.912

图 8 给出了 YOLOv5s 与 YOLOv5s+ 的 mAP 变化曲线。在训练过程中，随着迭代轮数的增加，两个模型的 mAP 均不断上升，但是 YOLOv5s+ 模型的 mAP 一直高于 YOLOv5s 模型的，且上升的速率更快。

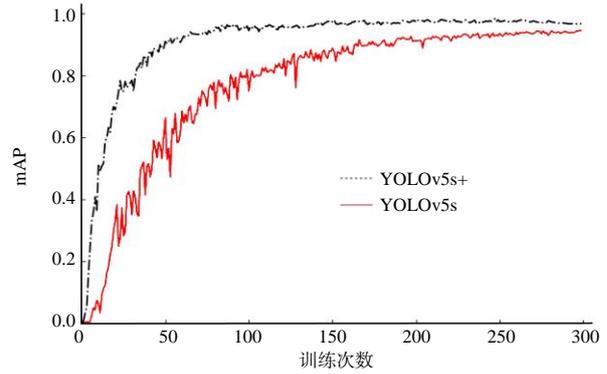
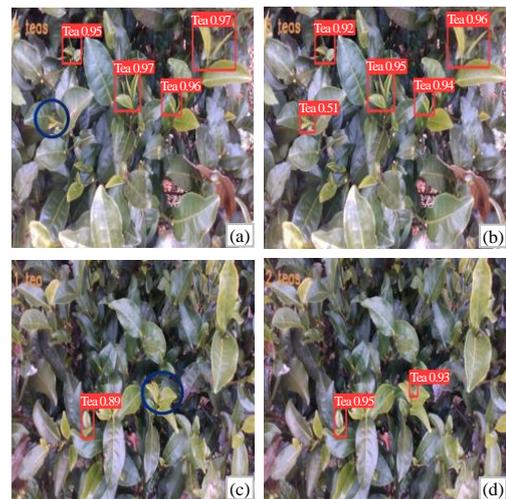


图 8 YOLOv5s 与 YOLOv5s+ 模型的 mAP 变化曲线
Fig.8 The mAP change curve of YOLOv5s and YOLOv5s+ models

图 9 给出了 YOLOv5s 与 YOLOv5s+ 的检测结果。图(a)和图(c)中圆圈圈出的是未被检测出来的茶叶嫩芽；而图(b)和图(d)中均有检测出来，可见，在 YOLOv5s 中未被检出的嫩芽在 YOLOv5s+ 中均被检出。



(a)、(b) YOLOv5s 检测结果；(c)、(d) YOLOv5s+ 检测结果。

图 9 YOLOv5s 与 YOLOv5s+ 模型的检测结果

Fig.9 Detection results of YOLOv5s and YOLOv5s+ models

4 结论

1) 为检测茶叶网络识别精度的影响，设计了茶叶采摘机试验平台。当该平台图像采集距离茶树顶部 20 cm，拍摄角度为 45°时，识别模型的训练结果最优。

2) 以 YOLOv5s 6.0 作为基础模型，通过使用 MobilenetV3 网络做为主干网络，引入注意力机制模块和 CARAFE、改进 CIOU 损失函数等方式，建立了茶叶嫩芽图像采集的数学模型 YOLOv5s+。利用改进的 YOLOv5s+ 网络进行茶叶嫩芽识别模型训练，识别模型的 mAP 和召回率分别为 0.935、0.912，与

YOLOv5s 相比分别提升了 2.97% 和 2.82%，验证了 YOLOv5s+模型的有效性。

参考文献:

- [1] 陆德彪, 尹军峰. 我国名优绿茶机械化采摘的意义与实现路径[J]. 中国茶叶, 2018, 40(1): 1-4.
- [2] 夏华鹏, 史必高, 黄海霞, 等. 图像处理在茶叶嫩芽智能采摘中的应用进展[J]. 安徽农学通报, 2019, 25(9): 133-134.
- [3] 刘仲华. 中国茶叶深加工产业发展历程与趋势[J]. 茶叶科学, 2019, 39(2): 115-122.
- [4] 易文裕, 程方平, 邱云桥, 等. 单人采茶机研究现状与发展趋势[J]. 中国农机化学报, 2020, 41(11): 33-38.
- [5] 韩余, 肖宏儒, 秦广明, 等. 国内外采茶机械发展状况研究[J]. 中国农机化学报, 2014, 35(2): 20-24.
- [6] 罗泽涌, 陈建, 方晶晶, 等. 我国丘陵山区茶园种植机械化现状与发展研究[J]. 农机化研究, 2020, 42(2): 1-7.
- [7] 闫晶晶. 仿形采茶机的优化设计及与茶园管理的协调性研究[D]. 合肥: 安徽农业大学, 2019.
- [8] 赵润茂, 卞贤炳, 陈建能, 等. 分布控制的乘坐式仿形采茶原型机研制与试验[J]. 茶叶科学, 2022, 42(2): 263-276.
- [9] 王琪. 一种割刀高度自适应调节的采茶机设计与试验研究[D]. 福州: 福建农林大学, 2022.
- [10] 吴敏, 郇晓龙, 陈建能, 等. 融合 2D 激光雷达与航向姿态参考系统的采茶机仿形方法研究与试验[J]. 茶叶科学, 2023, 43(1): 135-145.
- [11] CHEN Y T, CHEN S F. Localizing plucking points of tea leaves using deep convolutional neural networks[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 171: 105298.
- [12] 朱红春, 李旭, 孟扬, 等. 基于 Faster R-CNN 网络的茶叶嫩芽检测[J]. 农业机械学报, 2022, 53(5): 217-224.
- [13] 许高建, 张蕴, 赖小焱. 基于 Faster R-CNN 深度网络的茶叶嫩芽图像识别方法[J]. 光电子·激光, 2020, 31(11): 1131-1139.
- [14] WANG T, ZHANG K M, ZHANG W, et al. Tea picking point detection and location based on Mask-RCNN[J]. Information Processing in Agriculture, 2023, 10(2): 267-275.
- [15] 王子钰, 赵怡巍, 刘振宇. 基于 SSD 算法的茶叶嫩芽检测研究[J]. 微处理机, 2020, 41(4): 42-48.
- [16] 毛腾跃, 张雯娟, 帖军. 基于显著性检测和 Grabcut 算法的茶叶嫩芽图像分割[J]. 中南民族大学学报(自然科学版), 2021, 40(1): 80-88.
- [17] YANG H L, CHEN L, CHEN M T, et al. Tender tea shoots recognition and positioning for picking robot using improved YOLO-V3 model[J]. IEEE Access, 2019, 7: 180998-181011.
- [18] 施莹莹, 李祥瑞, 孙凡. 基于 YOLOv3 的自然环境下茶叶嫩芽目标检测方法研究[J]. 电脑知识与技术, 2021, 17(3): 14-16.
- [19] 张晴晴, 刘连忠, 宁井铭, 等. 基于 YOLOV3 优化模型的复杂场景下茶树嫩芽识别[J]. 浙江农业学报, 2021, 33(9): 1740-1747.
- [20] 俞龙, 黄楚斌, 唐劲驰, 等. 基于 YOLOX 改进模型的茶叶嫩芽识别方法[J]. 广东农业科学, 2022, 49(7): 49-56.
- [21] 孙肖肖, 牟少敏, 许永玉, 等. 基于深度学习的复杂背景下茶叶嫩芽检测算法[J]. 河北大学学报(自然科学版), 2019, 39(2): 211-216.
- [22] 方梦瑞, 吕军, 阮建云, 等. 基于改进 YOLOv4-tiny 的茶叶嫩芽检测模型[J]. 茶叶科学, 2022, 42(4): 549-560.
- [23] 李光明, 弓皓斌, 袁凯. 基于轻量化 YOLOv5s 的花椒簇检测研究[J]. 中国农机化学报, 2023, 44(4): 153-158.
- [24] 尚钰莹, 张倩如, 宋怀波. 基于 YOLOv5s 的深度学习在自然场景苹果花朵检测中的应用[J]. 农业工程学报, 2022, 38(9): 222-229.
- [25] 白强, 高荣华, 赵春江, 等. 基于改进 YOLOV5s 网络的奶牛多尺度行为识别方法[J]. 农业工程学报, 2022, 38(12): 163-172.
- [26] HOWARD A, SANDLER M, CHEN B, et al. Searching for MobileNetV3[C]//2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Seoul: IEEE, 2019: 1314-1324.
- [27] LI Y T, HE L Y, JIA J M, et al. In-field tea shoot detection and 3D localization using an RGB-D camera[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 185: 106149.
- [28] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: convolutional block attention module[C]//FERRARI V, HEBERT M, SMINCHISESCU C, et al. Computer Vision: ECCV 2018. Cham, Switzerland: Springer, 2018: 3-19.
- [29] WANG J Q, CHEN K, XU R, et al. CARAFE: content-aware ReAssembly of FEatures[C]//2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Seoul: IEEE, 2019: 3007-3016.

责任编辑: 邹慧玲
英文编辑: 柳正