DOI: 10.12398/j.issn.2096-7217.2024.03.004

基于YOLOv5s-SPD的茶芽识别方法及识别系统光源设计与试验

王元红[1], 杨志明[1], 王琪[1], 卢劲竹[1, 2*], 高俊锋[2]

(1. 西华大学机械工程学院, 四川成都, 610039;
2. 阿伯丁大学计算机科学系, 英国阿伯丁, AB24 3FX)

摘要:实现茶芽的自动识别与定位是优质茶叶智能采摘设备研发的基础。针对茶芽细小,且采摘环境受光照影响较大等问题,本研究提出了一种基于深度学习网络模型的茶芽识别方法,开展识别系统的光源设计,能够为实现全天候和高效率的智能茶芽采摘设备提供技术支撑。首先,搭建铝合金框架的密闭遮光黑暗环境;然后,通过调节横杆高度和光源亮度创造出3种高度和3种光照强度组合;最后,采集不同组合情况下的茶芽图像数据集,利用改进YOLOv5模型对一芽一叶和一芽两叶开展识别测试。试验结果表明,YOLOv5s的总体准确率为77.13%,总体平均精度均值为86.14%,对于改进后的识别模型YOLOv5s-SPD的总体准确率为80.30%,总体平均精度均值为87.3%,单张图片的平均检测时间为5.7 ms,满足实时检测的要求,比原YOLOv5s总体准确率提升3.17%,总体平均精度均值提升1.16%,有效地提升了茶芽的识别性能。在高度90 cm和亮度L7(0.164~0.328 μmol/m²)的条件下,一芽一叶和一芽两叶的检测准确率、召回率和*AP*平均值分别为86.70%、92.45%和95.00%。该方法可以有效快速地检测茶芽,光源设计方案为全天候优质茶叶智能采摘设备的研发提供了支持。

关键词:茶芽;深度学习;光源系统;智能采摘;目标检测;机器人
中图分类号:S24 **文献标识码:**A **文章编号:**2096-7217(2024)03-0033-11

王元红, 杨志明, 王琪, 卢劲竹, 高俊锋. 基于YOLOv5s-SPD的茶芽识别方法及识别系统光源设计与试验[J]. 智能化农业装备学报(中英文), 2024, 5(3): 33-43
WANG Yuanhong, YANG Zhiming, WANG Qi, LU Jinzhu, GAO Junfeng. Design and experiment of tea bud recognition method and light source of recognition system based on YOLOv5-SPD [J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization, 2024, 5(3): 33-43

0 引言

茶是世界三大饮料之一。茶芽经过不同的加工工艺可以制成绿茶、红茶和乌龙茶等饮料,茶饮料中富含多种营养物质,如茶多酚、儿茶素、氨基酸和咖啡因等。茶已经成为世界上最受欢迎的饮料之一[1]。随着全球茶叶产业的不断发展,全球茶叶种植面积也在不断增加,茶叶产量也在不断增加[2-3]。随着茶叶产量提高,及时准确地收获优质茶叶正在面临巨大挑战。目前,优质茶叶的采摘主要依靠于人工采摘,但随着全球人口老龄化问题加剧、茶叶采摘时令要求高和采茶工人员不足等问题的出现,传统茶叶采摘已面临诸多挑战[4]。因此,急需研制优质茶叶智能采摘设备,亟待采用智能化手段实现精准化、高效化的优质茶叶采摘[5],促进茶叶产业可持续发展。为降低光照等环境因素的影响,提升优质茶叶智能采摘设备夜间工作能力,我们设计了一款适配于优质茶叶智能采摘设备的光源系统,以期为全天候优质茶叶智能采摘设备的研发提供支持。

自然环境下光照条件变化是影响智能采摘设备视觉定位的关键因素。夜间环境可以避免自然光角度、阴影等造成的变化[6],目前,已经有一些农产品检测的研究在日间和夜间进行。肖张娜等[7]提出一种基于改进YOLOv4的不同遮挡状态下的葡萄检测方法。虽然该研究提出了一种遮挡状态下葡萄检测方法,但并

收稿日期:2024-04-16 修回日期:2024-06-20
基金项目:国家自然科学基金青年项目(52205604);四川省农业农村厅农业机械化薄弱环节关键技术研究项目(232206);四川省科技计划项目(2021YFQ0070)
第一作者:王元红,男,1998年生,四川成都人,硕士研究生;研究方向为机器视觉。E-mail: wyh1nuli@163.com
*通信作者:卢劲竹,女,1989年生,四川成都人,博士,副教授;研究方向为机器视觉及图像处理等。E-mail: lujingzhu1103@163.com

未对遮挡状态下葡萄采摘做进一步研究。李寒曦等[8]基于YOLOv4-tiny创新设计番茄智能喷药无人小车,试验结果表明,设施番茄智能喷药无人车整机工作成功率超75%,错误喷洒率低于20%。但该小车无法进行全天候工作。LIU等[9]提出了一种基于像素的颜色和位置对夜间树上的苹果进行分割的方法,结果表明,新方法定位精度可提高6.5%左右,验证了该方法的有效性和可行性,但受光照变化影响较大,鲁棒性差。XIANG等[10]提出了一种基于熵梯度的简化脉冲耦合神经网络,用于夜间番茄植株图像的分割。试验结果表明,最佳分割准确率67.79%,错误率9.61%。但易受像素变化影响,对高像素图像效果较差。FONT等[11]提出了一种从夜间人工照明下拍摄的高分辨率葡萄园图像中自动计数红葡萄的方法,试验结果表明,该方法获得的平均计数检测误差为14%,能够有效估计葡萄产量。但作者并未对夜间葡萄精确识别进行研究。PAYNE等[12]在夜间采集接近成熟阶段芒果图像,结合颜色特征和形状纹理特征计算芒果个数估计芒果产量。LIANG等[13]提出了一种夜间环境下荔枝果实和果实茎的检测方法。结果表明,该荔枝果实检测模型在高亮度、正常亮度和低亮度下的平均精度(*AP*)分别为96.78%、99.57%和89.30%。以上研究对智能采摘设备在全天候工作奠定了良好的理论基础。

目前,优质茶叶智能采摘设备大多处于实验室阶段,距离市场化还存在一定的距离。与此同时,现存的优质茶叶智能采摘设备并未结合光源系统进行茶园作业,无法适应夜间精确作业。因此,设计一套稳定的光源系统是保证优质茶叶智能采摘设备夜间精确作业的关键[13],同时能够有效降低茶园复杂环境的影响,实现优质茶叶智能采摘设备全天候工作,提升茶叶采摘效率。本研究基于深度学习提出了茶芽夜间检测方法,创新性设计一款适配于优质茶叶智能采摘设备的光源系统,推动了优质茶叶智能采摘设备的实际应用,也为其他农业作物的智能采摘提供了技术支撑。主要研究工作包括:(1)设计一个具有合适光线的视觉系统,在封闭黑暗条件下采集茶叶图像;(2)训练茶芽检测模型,检测图像中一芽一叶或一芽两叶的茶芽;(3)获取最优的高度和亮度组合,搭建完整的光源系统。

1 材料和方法

1.1 图像标注和数据集制作

本试验所用的茶芽为试验模型,使用自制的人工纸制茶芽,并根据茶芽的实际状态分为一芽一叶和一芽两叶,并固定在模型茶树上如图1所示。

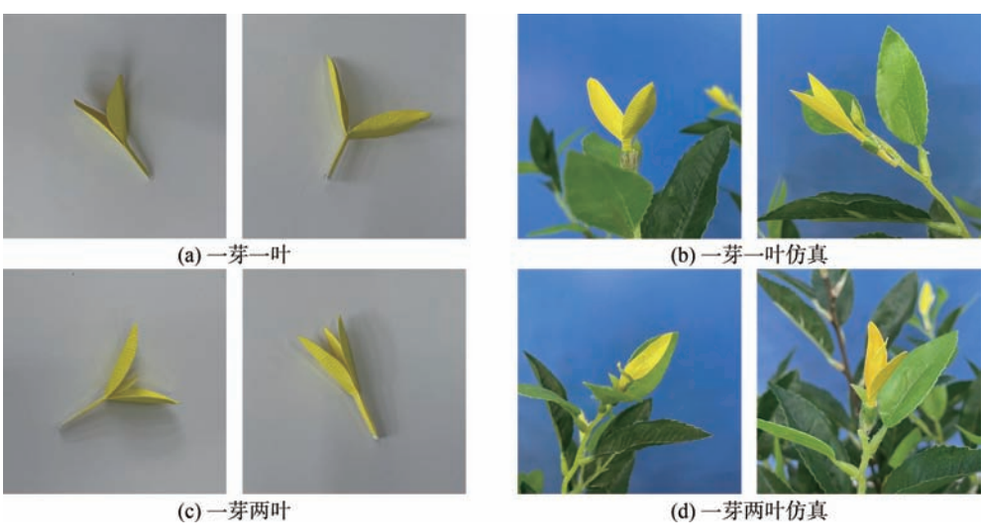


图1 茶芽试验图

Figure 1 Tea bud test chart

本研究使用数据集共分为9组,每组拍摄150张RGB和深度图像,共拍摄1 350张图像并使用Labelimg的注释工具来对1 350幅图像进行注释。本研究根据茶叶的高度将横杆的高度调节设置为离地距离80 cm、90 cm、100 cm共3种方式,以模拟优质茶叶智能采摘设备摄像头布置的不同位置高度。

同时,我们将光照强度分为3个等级,分别为L6(0.007~0.024 μmol/m^2)、L7(0.164~0.328 μmol/m^2)、L8(0.75~1.1 μmol/m^2),然后根据在茶树朝向面上方的光强检测头和搭建的光源系统,从而实现调节不同等级的光照强度[14]。最后,我们根据不同光强和高度条件组合拍摄,图2为不同光强和高度的数据集示例。

我们对数据集进行了数据增强处理,包括随机水平翻转、随机上下翻转、随机旋转、随机图像捕获、随机图像模糊、随机亮度、随机对比度、随机饱和度和随机

色调[15-16]，其中70%用于训练，20%用于验证，10%的图像进行模型测试。

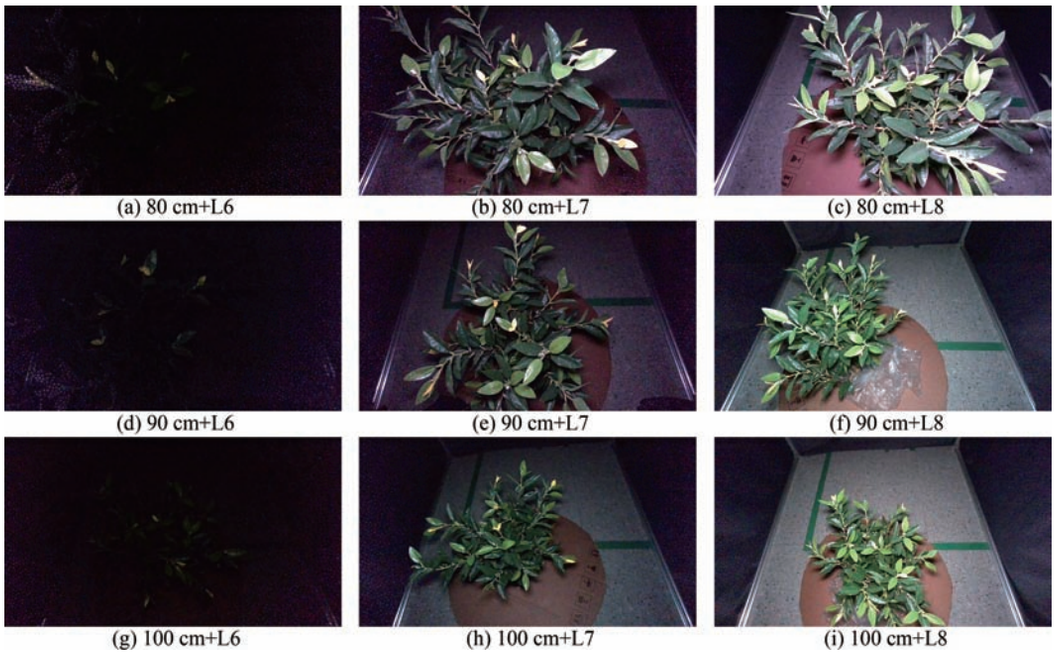


图2　不同光强和高度的数据集示例

Figure 2　Examples of datasets with different light intensities and heights

1.2　一种改进的YOLOv5茶芽识别方法

1.2.1　YOLOv5网络模型

YOLOv5模型是基于YOLOv4[17]和YOLOv3[18]，由Ultralytics LLC于2020年6月发布的一种单级目标检测算法[19]，YOLOv5算法的结构由输入、主干、瓶颈和预测组成，其主干特征提取网络采用CSPDarknet53，CSP的引入增强了CNN的学习能力，在消除计算瓶颈的同时降低了内存成本。SPPF结构通过将不同大小感受野的特征图进行池化和融合，从而获取不同尺度的特征信息，提高了模型对于不同大小的目标的检测能力。同时，SPPF结构也具有一定的降采样作用，可以减少特征图的分辨率，提高计算速度。颈部网络采用了FPN＋PAN结构以实现多尺度特征融合[20-21]。FPN＋PAN的结构增强了模型的特征信息获取能力，并充分融合了从主干网络提取的多尺度信息。同时，利用CSPNet中设计的CSP2结构代替conv2d卷积运算，增强了网络特征融合的能力。头部网络对3个不同比例尺的特征图输出进行了卷积，最终输出3个大小为80像素×80像素、40像素×40像素和20像素×20像素的特征图。

1.2.2　SPD-Conv模块

针对深度卷积网络的结构中存在1个小目标检测的设计缺陷问题，我们在基准模型YOLOv5s中引入了能够优化低分辨率图像和小物体检测的CNN模块SPD-Conv[22-23]，该模块可以有效增加小目标的特征提取能力。SPD-Conv由1个空间到深度层和1个非跨步卷积层组成，其处理流程如图3所示。

SPD-Conv模块在卷积神经网络中的作用是将传入的特征图拆分成多个频段，每个频段使用不同的卷积核进行卷积，并将结果按照其所属的频段进行加权求和。因此，SPD-Conv模块能更好地保留低分辨率图像和小物体中的细节信息，提高检测准确率。

1.2.3　YOLOv5s模型的改进

为增加茶芽的特征提取能力，提升模型性能，提出了1种结合SPD-Conv模块的改进YOLOv5算法，改进示意图如图4所示。本研究在backbone模块中利用SPD-Conv模块替换第2层及后面的Conv层，在neck模块中添加两层SPD-Conv模块，改进后的检测模型命名为YOLOv5s-SPD，YOLOv5s-SPD有效增加了茶芽目标的特征提取能力，提升检测模型的性能。

1.3　光源系统设计

本研究采用眼在手外的方式搭建视觉系统，基于此方式设计了1套人工光源视觉系统。该光源系统主要由深度相机D435i，LED光源，光强检测仪器组成，并部署在遮光黑暗的铝合金框架下。其中相机型号为realsense D435i，拍摄分辨率为1 280像素×720像素，光源为LED条形背光源BRD6030，灯光亮度由控制器进行调节，光强检测仪为LI-1500辐射照度测量仪。图5(a)为光源系统示意图，图5(b)为实际场景图。本研究将人工光源和相机组合固定在可调节高度的横杆上，在图像的采集过程中通过旋转茶叶树基座和调节横杆高度完成对茶叶的不同角度和不同高度的拍摄。为了确定合适

的亮度和拍摄距离,本文对两种变量进行了交叉验证,以 确定最佳组合。

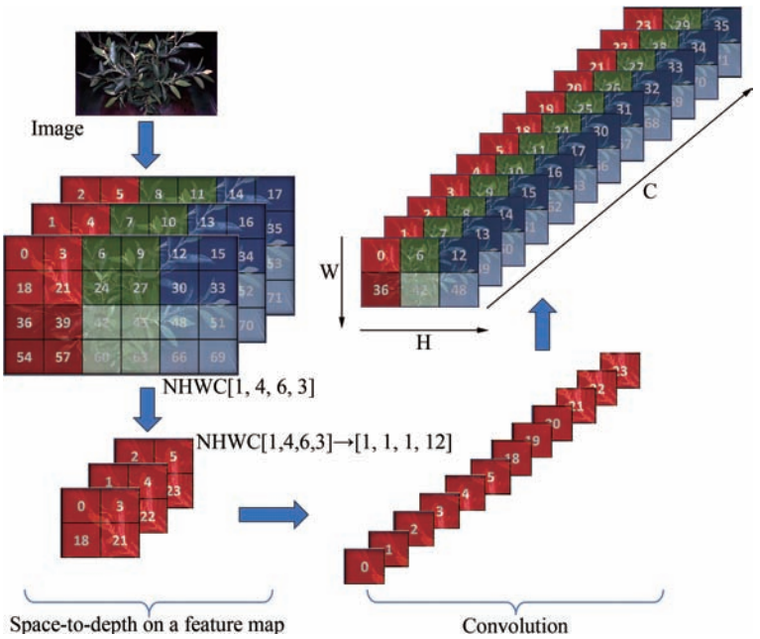


图 3 SPD-Conv 处理流程图

Figure 3 SPD-Conv processing flowchart

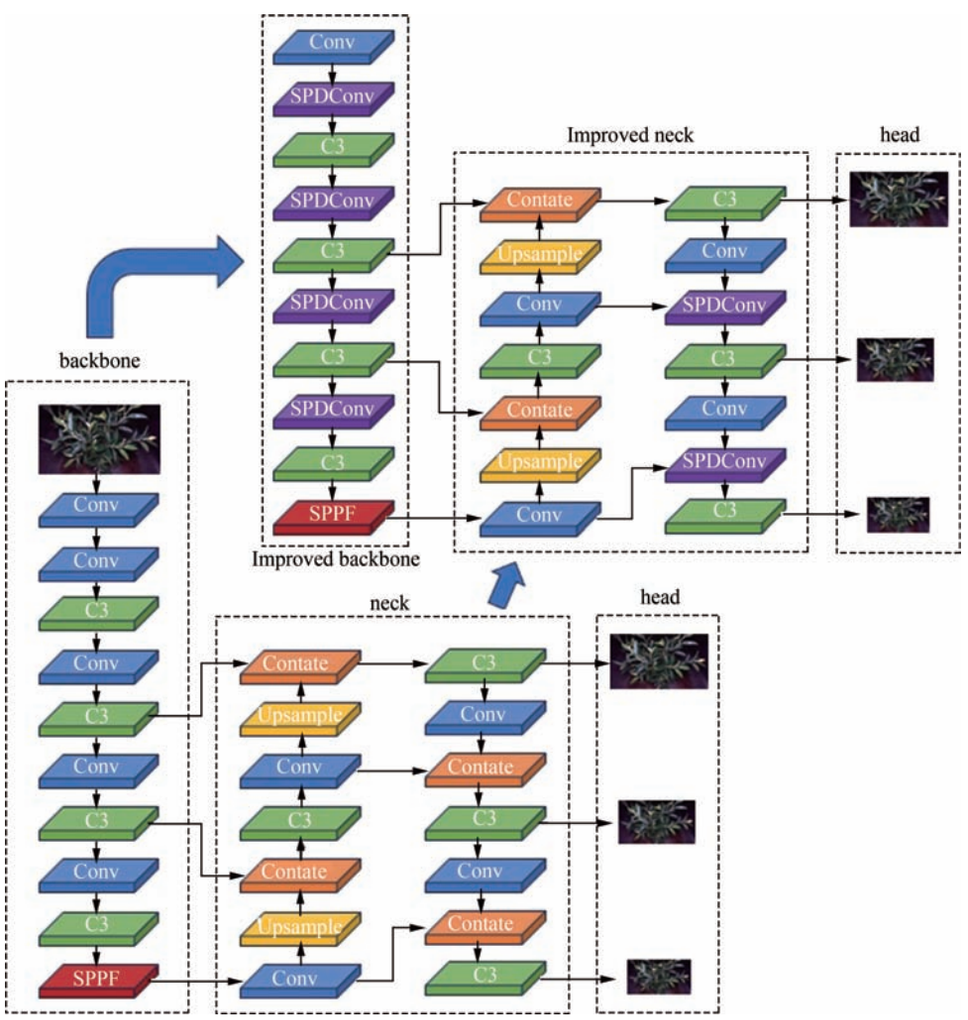
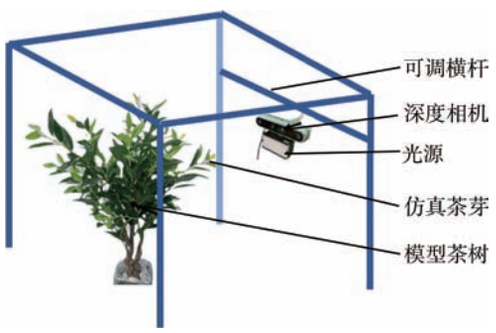


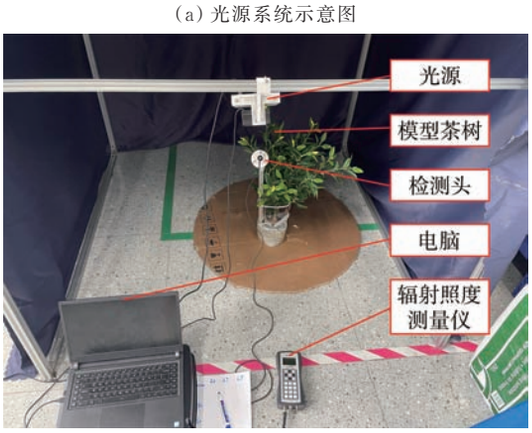
图 4 YOLOv5s 及其改进技术示意图

Figure 4 Schematic diagram of YOLOv5s and its improved technology

在茶园复杂环境下，光照条件变化会一定程度上影响茶芽目标的检测精度[24]。针对太阳光直射下时造成的过曝和阴雨天气时候的亮度不足，以及其他由光线造成的阴影等问题，本研究结合搭建光源系统对本文提出的方法进行验证试验。通过对一系列不同光强和高度形成的9种组合进行试验和验证，最终确定在高度90 cm和亮度L7（0.164～0.328 μmol/m²）的条件为最优的图像采集条件。



（a）光源系统示意图



（b）实际场景

图5　茶芽图像采集装置

Figure 5　Tea bud image acquisition device

2　结果与讨论

2.1　试验环境与评价指标

2.1.1　试验环境配置

本研究测试和运行在同一设备上，即一台台式主机，具体配件配置与实验环境如表1所示。

表1　硬件配置和运行环境

Table1　Hardware configuration and operating environment

硬件	配置	环境	版本
System	Windows10	Python	3.10.11
CPU	Intel(R) i5-13400F	Pytorch	1.13.1
GPU	NVIDIA RTX 3060Ti	Pycharm	2023.1
RAM	32.0 GB	CUDA	11.7
Hard-disk	1 TB	CUDNN	8.4.1.5

根据硬件条件，我们对超参数进行了设置，学习率为0.01，动量为0.937，weight_decay为0.000 5，batch size为16，workers为2，优化器使用随机梯度下降（SGD）并使用单个图形处理单元（GPU）来加速训练。英特尔RealSense d435i用于收集1 280像素×720像素的茶叶图像，LED条形背光源BRD6030提供可控的光照环境。

2.1.2　评价指标

为评价YOLOv5s-SPD模型的性能，选用准确率P（precision）、召回率R（recall）和平均精度均值mAP（mean average precision）作为评价指标[25]。其中，mAP的计算式如式（1）所示。

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

式中：N——检测目标的类别数；

AP_i——类别i的平均准确度。

其中计算公式如式（2）所示。

$$AP_i=\int_0^1(P_i\times R_i) \tag{2}$$

式中：P_i——检测类别i的准确率；

R_i——检测类别i的召回率。

准确度P和召回率R的计算方式如式（3）和式（4）所示。

$$P=\frac{TP}{TP+FP} \tag{3}$$

$$R=\frac{TP}{TP+FN} \tag{4}$$

式中：TP——被正确识别的正样本数量；

FP——被错误识别成正样本的负样本数量；

FN——被错误识别成负样本的正样本数量。

2.2　最优光强和高度的分析

为选择出最优的光强与高度组合，我们根据茶园作业茶面的高度将横杆的高度等级设定为离地距离80 cm、90 cm、100 cm，以模拟优质茶叶智能采摘设备摄像头布置的不同位置。同时，我们将光照强度分为3个等级，根据在茶树朝向面的光强检测头，光强等级分别为L6（0.007～0.024 μmol/m²）、L7（0.164～0.328 μmol/m²）、L8（0.75～1.1 μmol/m²）。由于茶芽并非一种采摘状态，还同时存在一芽一叶和一芽两叶的情况，因此我们还将其分为两种类型，一芽一叶设置为1，一芽两叶设置为2。

为了使结果更加具有易读性，我们将同一组合的一芽一叶和一芽两叶的结果取平均值记为合并准确率、合并召回率以及合并平均精度均值，YOLOv5s-SPD结果如表2所示，YOLOv5s结果如表3所示。

表 2 YOLOv5s-SPD 在不同高度和光强组合下的实验结果

Table 2 Experimental results of YOLOv5s-SPD under different combinations of height and light intensity

高度/cm	光强	类型	准确率/%	合并准确率/%	召回率/%	合并召回率/%	平均精度均值/%	合并平均精度均值/%
80	L6	1	76.50	70.90	82.50	73.05	84.40	78.10
		2	65.30		63.60		71.80	
	L7	1	84.70	83.60	90.90	88.65	90.20	87.60
		2	82.50		86.40		85.00	
	L8	1	81.50	77.95	89.50	79.95	92.30	82.45
		2	74.40		70.40		72.60	
90	L6	1	83.70	70.60	86.40	83.80	91.10	83.95
		2	57.50		81.20		76.80	
	L7	1	92.90	86.70	97.00	92.45	96.70	95.00
		2	80.50		87.90		93.30	
	L8	1	86.30	82.95	93.20	83.30	87.80	85.70
		2	79.60		83.40		83.60	
100	L6	1	85.90	42.95	89.40	44.70	93.60	46.80
		2	0		0		0	
	L7	1	89.40	82.80	93.40	90.45	95.00	93.10
		2	76.20		87.50		91.20	
	L8	1	87.50	84.10	86.80	86.60	93.80	89.35
		2	80.70		86.40		84.90	

其中 YOLOv5s 的总体准确率为 77.13%,总体平均精度均值为 86.14%,对于改进后的识别模型 YOLOv5s-SPD 的总体准确率为 80.30%,总体平均精度均值为 87.3%,单张图片的平均检测时间为 5.7 ms,满足实时检测的要求。YOLOv5s-SPD 比原 YOLOv5s 总体准确率提升 3.17%,总体平均精度均值提升 1.16%,有效地提升了茶芽的识别性能。

由表 2 可知,在 80 cm 高度下,光强为 L7 的效果最好,其合并准确率、合并召回率、合并平均精度均值均最高,分别为 83.60%,88.65% 和 87.60%,高于光强 L6 与 L8 条件下的合并准确率、合并召回率、合并平均精度均值。在 90 cm 高度下,光强为 L7 的效果最好,其合并准确率、合并召回率、合并平均精度均值均最高,分别为 86.70%,92.45% 和 95.00%,高于光强 L6 与 L8 条件下的合并准确率,合并召回率,合并平均精度均值。在 100 cm 高度下,光强为 L7 的效果最好,其合并准确率、合并召回率、合并平均精度均值均最高,分别为 82.80%,90.45% 和 93.10%,高于光强 L6 与 L8 条件下的合并召回率和合并平均精度均值。合并准确率比 L8 条件下减少了 1.30%,但其合并召回率和合并平均精度均值比 L8 条件下高 3.85% 和 3.75%。需要说明的是,在 100 cm 高度下,光强 L6 的条件下已无法用肉眼观察到茶芽细节,所以无法识别到一芽两叶,我们将其准确率,召回率和平均精度均值全部设置为 0,在 100 cm+L6 条件下,合并准确率,合并召回率,合并平均精度均值均为最低。从表 3 中可知,YOLOv5s 的识别效果在不同光强和高度的条件下与 YOLOv5s-SPD 类似,但在 L7 条件下均略低于 YOLOv5s-SPD。因此,我们确定出最优光强和高度组合为 90 cm+L7(0.164~0.328 μmol/m^2)。图 6~图 8 比较了 YOLOv5s-SPD 与 YOLOv5 两种模型在不同光强和高度组合下的合并准确率、合并召回率及合并平均精度均值。

由图 6 可知,YOLOv5s-SPD 在 80 cm+L6 组合条件下合并准确率略低于 YOLOv5s,YOLOv5s-SPD 在其余光强和高度组合下均高于 YOLOv5s。由图 7 可知,YOLOv5s-SPD 在 80 cm+L8,90 cm+L8 和 100 cm+L7 组合条件下合并召回率略高于 YOLOv5s,YOLOv5s-SPD 在其他组合条件下合并召回率均低于 YOLOv5s。从图 8 中可以看出,YOLOv5s-SPD 在 90 cm+L7,100 cm+L6 和 100 cm+L7 组合条件下合并平均精度均值高于 YOLOv5s,YOLOv5s-SPD 在其他组合条件下合并平均精度均值均低于 YOLOv5s。

表 3　YOLOv5s 在不同高度和光强组合下的试验结果

Table 3　Experimental results of YOLOv5s under different combinations of height and light intensity

高度/cm	光强	类型	准确率/%	合并准确率/%	召回率/%	合并召回率/%	平均精度均值/%	合并平均精度均值/%
80	L6	1	76.10	71.35	84.50	80.75	88.90	83.75
		2	66.60		77.00		78.60	
	L7	1	83.30	80.85	90.60	92.75	93.30	92.35
		2	78.40		94.90		91.40	
	L8	1	78.60	76.50	92.40	79.55	91.70	82.75
		2	74.40		66.70		73.80	
90	L6	1	73.90	66.15	89.40	85.30	88.80	84.35
		2	58.40		81.20		79.90	
	L7	1	90.60	85.95	93.60	93.70	95.00	92.60
		2	81.30		93.80		90.20	
	L8	1	84.80	78.20	84.20	83.15	88.70	88.30
		2	71.60		82.10		87.90	
100	L6	1	79.70	39.85	98.20	49.10	93.10	46.55
		2	0		0		0	
	L7	1	91.30	80.80	95.80	90.30	96.20	90.75
		2	70.30		84.80		85.30	
	L8	1	87.00	80.90	88.80	87.50	94.50	91.90
		2	74.80		86.20		89.30	

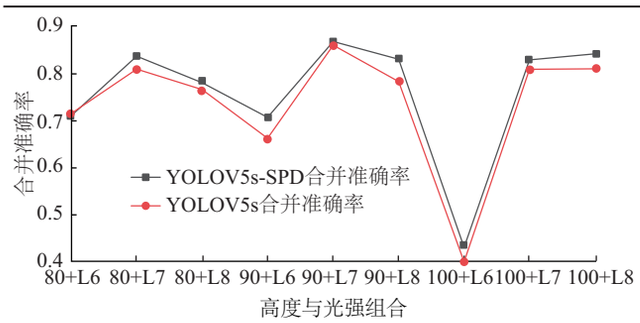


图 6　不同光照与高度组合下合并准确率对比图

Figure 6　Comparison of merging accuracy under different combinations of light and altitude

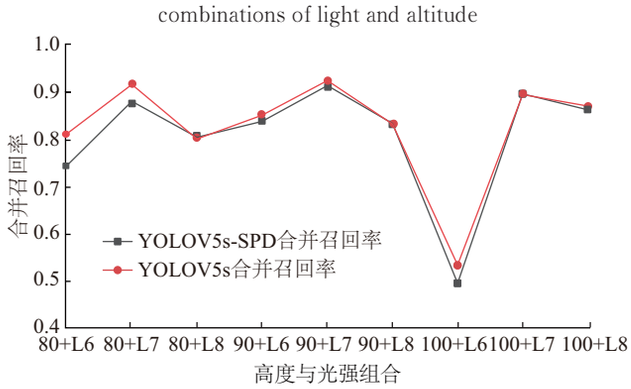


图 7　不同光照与高度组合下合并召回率对比图

Figure 7　Comparison of merger recall under different combinations of light and altitude

综上，在 90 cm＋L7(0.164～0.328 μmol/m²)组合条件为最优组合，在该组合下搭建结合光源系统的视觉系统能够有效提升茶芽识别模型的效果，提升优质茶叶智能采摘设备的工作效率。

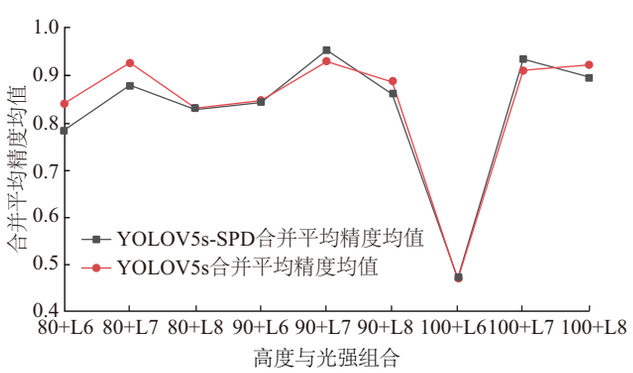


图 8　不同光照与高度组合下合并平均精度均值对比图

Figure 8　Combined average precision mean comparison map with different light and height combinations

2.3　检测效果分析

为了验证该模型性能，我们将不同光强与高度组合下的茶芽进行检测，结果如图 9 所示。其中，图 9(a)代表的是 80 cm＋L6 组合的识别效果图；图 9(b)代表的是 80 cm＋L7 组合的识别效果图；图 9(c)代表的是

80 cm+L8组合的识别效果图;图9(d)代表的是90 cm+L6组合的识别效果图;图9(e)代表的是90 cm+L7组合的识别效果图;图9(f)代表的是90 cm+L8组合的识别效果图;图9(g)代表的是100 cm+L6组合的识别效果图;图9(h)代表的是100 cm+L7组合的识别效果图;图9(i)代表的是100 cm+L8组合的识别效果图。

其中8061代表的是80 cm+L6条件下的一芽一叶,8062代表的是80 cm+L6条件下的一芽两叶;其中8071代表的是80 cm+L7条件下的一芽一叶,8072代表的是80 cm+L7条件下的一芽两叶;其中8081代表的是80 cm+L8条件下的一芽一叶,8082代表的是80 cm+L8条件下的一芽两叶。其中9061代表的是90 cm+L6条件下的一芽一叶,9062代表的是90 cm+L6条件下的一芽两叶;其中9071代表的是90 cm+L7条件下的一芽一叶,9072代表的是90 cm+L7条件下的一芽两叶;其中9081代表的是90 cm+L8条件下的一芽一叶,9082代表的是90 cm+L8条件下的一芽两叶。其中1061代表的是100 cm+L6条件下的一芽一叶,1062代表的是100 cm+L6条件下的一芽两叶;其中1071代表的是100 cm+L7条件下的一芽一叶,1072代表的是100 cm+L7条件下的一芽两叶;其中1081代表的是100 cm+L8条件下的一芽一叶,1082代表的是100 cm+L8条件下的一芽两叶。

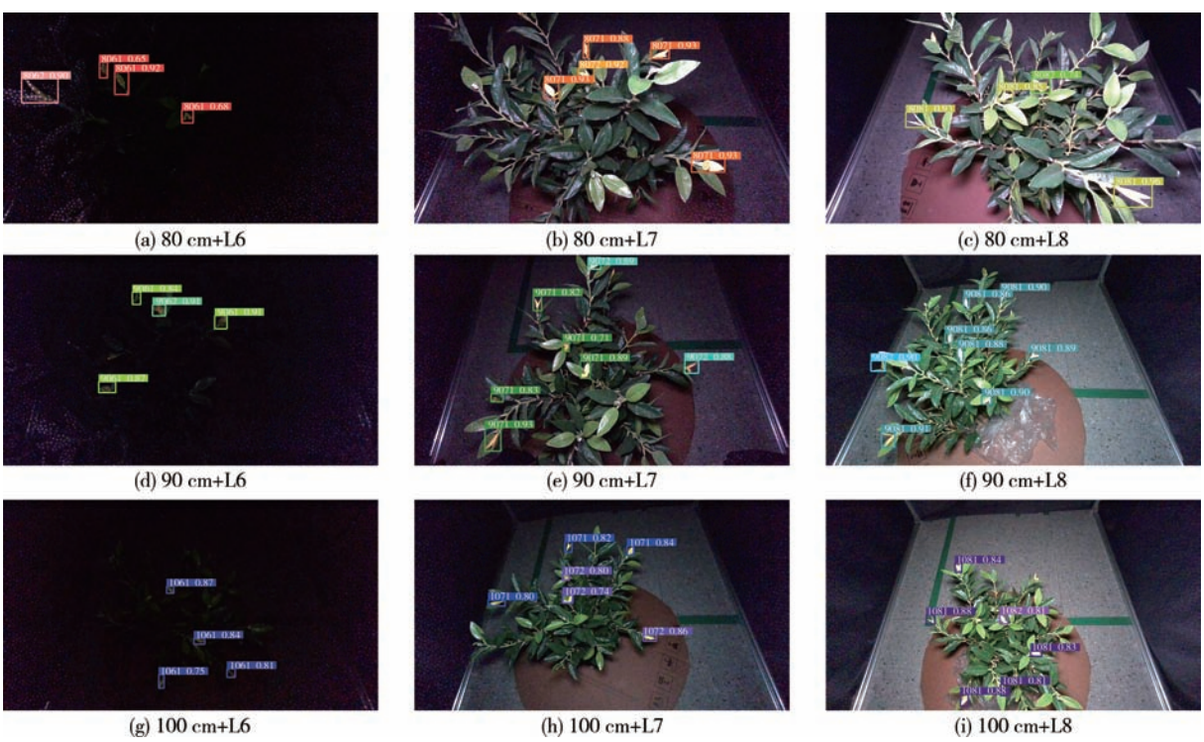


图9 不同光照与高度组合下茶芽识别效果图

Figure 9 Tea bud recognition effect under different combinations of light and heigh

在图9(a)和图9(d)中由于光照强度较低,无法用肉眼清晰观察茶芽的细节,对于一芽两叶识别效果不佳,在图9(g)中由于高度的增加导致无法识别出一芽两叶,甚至会将一芽两叶错误地识别为一芽一叶,图9(a),图9(d)和图9(g)中存在不同程度的漏检,故在L6(0.007~0.024 μmol/m^2)光照强度条件下,模型的识别性能较差;在图9(b),图9(e)和图9(h)中能够清晰地观察出茶芽细节,能够较好的识别出一芽一叶和一芽两叶,但在图9(b)中,由于高度较低导致茶芽过曝,造成部分茶芽漏检,故在L7(0.164~0.328 μmol/m^2)光照条件下,能够清晰地观察茶芽细节,模型识别性能较佳;在图9(c),图9(f)和图9(i)中,由于光照强度较大,对茶芽造成不同程度的过曝,影响茶芽的识别效果,在图9(c)中,由于高度较低,导致过曝严重,造成部分茶芽漏检。在图9(f)和图9(i)中,随着高度增加,过曝影响程度降低,但均存在一定程度的过曝,导致一芽两叶识别效果不佳。故在L8(0.75~1.1 μmol/m^2)光照条件下,光照强度较大,导致过曝,造成一定程度的漏检和误检。单张图片的平均检测时间为5.7 ms,满足实时检测的要求。

综上,从图9中可以看出L6的效果不佳,在高度增加至100 cm时,茶芽很难辨别出来,无法识别一芽两叶。L7效果较佳,能够识别到所有的茶芽。在L8情况下茶芽容易过曝,可能会导致茶芽漏检等情况出现。综合考虑茶芽识别效果和茶芽采摘情况,我们选择了最优组合为90 cm+L7(0.164~0.328 μmol/m^2),能够

有效地减少光照等环境因素的影响，同时能够提升茶芽采摘夜间工作的效率。

3　结论与展望

为解决茶园复杂环境下光照等环境因素的影响，夜间茶芽识别采摘效率不佳等一系列问题，我们提出了YOLOv5s-SPD，同时创新性地设计了一套人工光源系统，主要结论如下。

1）针对茶芽形状小，特征提取困难，对算法检测实时性要求高等问题，本研究提出了一种基于YOLOv5s的改进算法，有效提升了茶芽的特征提取能力。最终实验结果表明，YOLOv5s的总体准确率为77.13%，平均精度均值为86.14%，对于改进后的识别模型YOLOv5s-SPD的总体准确率为80.30%，总体平均精度均值为87.3%，单张图片的平均检测时间为5.7 ms，满足实时检测的要求。YOLOv5s-SPD比原YOLOv5s总体准确率提升3.17%，总体平均精度均值提升1.16%，有效地提升了茶芽的识别性能。

2）针对茶园环境复杂，智能采摘设备夜间工作效率不佳等问题，本研究创新性地设计了一套人工光源系统，该光源系统结合视觉系统能够有效地提升茶芽夜间识别性能，同时降低光照等环境因素对识别模型性能的影响。

3）针对不同高度和光照对茶芽识别性能的影响，本研究探讨了在不同高度和光照组合下茶芽的识别效果，确定出最优的高度和光照组合，从而有效提升茶芽识别性能和茶芽采摘效率。最终试验结果表明，在高度90 cm和亮度L7（0.164～0.328 μmol/m^2）的条件下，一芽一叶和一芽两叶的检测合并准确率、合并召回率和合并平均精度均值分别为86.7%、92.45%和95%。

在未来的研究中着重研制优质茶叶智能采摘设备，将光源系统结合设计搭建的智能采摘设备在茶园复杂环境下开展实验，并尝试在夜间进行茶芽识别和采摘工作，以验证光源系统的有效性。同时，将进一步完善和优化光源系统，以更好的满足实际的应用。

参　考　文　献

[1] AHAMMED G J, LI X. Hormonal regulation of health-promoting compounds in tea (*Camellia sinensis L.*) [J]. Plant Physiol Biochem, 2022, 185: 390－400.

[2] DINIZ P H G D, PISTONESI M F, ALVAREZ M B, et al. Simplified tea classification based on a reduced chemical composition profile via successive projections algorithm linear discriminant analysis (SPA-LDA) [J]. Journal of Food Composition and Analysis, 2015, 39: 103－110.

[3] 刘勤，胡良龙，郑砚砚，等. 中国茶叶及蔬菜智能化收获技术发展现状(英文)[J]. 智能化农业装备学报(中英文)，2021，2(1)：20－27.
LIU Qin, HU Lianglong, ZHENG Yanyan, et al. Current status of the development of intelligent harvesting technology for tea and vegetables in China [J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization(In Chinese and English), 2021, 2(1): 20－27.

[4] SHUAI L, MU J, JIANG X, et al. An improved YOLOv5-based method for multi-species tea shoot detection and picking point location in complex backgrounds [J]. Biosystems Engineering, 2023, 231: 117－132.

[5] GUI Z, CHEN J, LI Y, et al. A lightweight tea bud detection model based on Yolov5 [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 205: 107636.

[6] 熊俊涛，林睿，刘振，等. 夜间自然环境下荔枝采摘机器人识别技术[J]. 农业机械学报，2017，48(11)：28－34.
XIONG Juntao, LIN Rui, LIU Zhen, et al. Recognition technology of lychee picking robot in natural environment at night [J]. Journal of Agricultural Machinery, 2017, 48(11): 28－34.

[7] 肖张娜，罗陆锋，陈明猷，等. 基于改进YOLO-v4的果园环境下葡萄检测[J]. 智能化农业装备学报(中英文)，2023，4(2)：35－43.
XIAO Zhangna, LUO Lufeng, CHEN Mingyou, et al. Grape detection in orchard environment based on improved YOLO-v4 [J]. Journal of Intelligent Agricultural Equipment, 2023, 4(2): 35－43.

[8] 李寥曦，孙晓明，江晗慧，等. 基于YOLOv4-tiny的设施番茄智能喷药无人车设计与试验[J]. 智能化农业装备学报(中英文)，2023，4(2)：44－52.
LI Qianxi, SUN Xiaoming, JIANG Hanhui, et al. Design and test of an unmanned vehicle for intelligent spraying of tomato based on YOLOv4-tiny [J]. Journal of Intelligent Agricultural Equipment, 2023, 4(2): 44－52.

[9] LIU X, ZHAO D, JIA W, et al. A method of segmenting apples at night based on color and position information [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016, 122: 118－123.

[10] XIANG R. Image segmentation for whole tomato plant recognition at night [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 154: 434－442.

[11] FONT D, PALLEJÀ T, TRESANCHEZ M, et al. Counting red grapes in vineyards by detecting specular spherical reflection peaks in RGB images obtained at night with artificial illumination [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2014, 108: 105－111.

[12] PAYNE A, WALSH K, SUBEDI P, et al. Estimating

mango crop yield using image analysis using fruit at 'stone hardening' stage and night time imaging [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2014, 100: 160－167.

[13] LIANG C, XIONG J, ZHENG Z, et al. A visual detection method for nighttime litchi fruits and fruiting stems [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 169: 105192.

[14] LADDI A, SHARMA S, KUMAR A, et al. Classification of tea grains based upon image texture feature analysis under different illumination conditions [J]. Journal of Food Engineering, 2013, 115(2): 226－231.

[15] LI J, LU Y, LU R. Detection of early decay in navel oranges by structured-illumination reflectance imaging combined with image enhancement and segmentation [J]. Postharvest Biology and Technology, 2023, 196: 112162.

[16] LI G, YANG Y, QU X, et al. A deep learning based image enhancement approach for autonomous driving at night [J]. Knowledge-Based Systems, 2021, 213.

[17] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. Yolov4: Optimal speed and accuracy of object detection [J]. arxiv preprint arxiv:2004. 10934, 2020.

[18] REDMON J, FARHADI A. Yolov3: An incremental improvement [J]. arXiv preprint arXiv:1804. 02767, 2018.

[19] QI X, DONG J, LAN Y, et al. Method for identifying litchi picking position based on YOLOv5 and PSPNet [J]. Remote Sensing, 2022, 14(9): 2004.

[20] LIN T Y, DOLLÁR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection [C]// Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2017: 2117－2125.

[21] LIU S, QI L, QIN H, et al. Path aggregation network for instance segmentation [C]// Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2018: 8759－8768.

[22] WANG Z, WANG C, CHEN Y, et al. Target detection algorithm based on super-resolution color remote sensing image reconstruction [J]. Journal of Measurements in Engineering, 2024, 12(1): 83－98.

[23] HOU Q, ZHOU D, FENG J. Coordinate attention for efficient mobile network design [C]// Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition, 2021: 13713－13722.

[24] CHEN J, WU J, WANG Z, et al. Detecting ripe fruits under natural occlusion and illumination conditions [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 190: 106450.

[25] MIRHAJI H, SOLEYMANI M, ASAKEREH A, et al. Fruit detection and load estimation of an orange orchard using the YOLO models through simple approaches in different imaging and illumination conditions [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 191: 106533.

Design and experiment of tea bud recognition method and light source of recognition system based on YOLOv5-SPD

WANG Yuanhong[1], YANG Zhiming[1], WANG Qi[1], LU Jinzhu[1, 2*], GAO Junfeng[2]

(1. *School of Mechanical Engineering, Xihua University, Chengdu* 610039, *China*;
2. *Department of Computer Science, University of Aberdeen, Aberdeen* AB24 3FX, *UK*)

Abstract: The realization of automatic identification and positioning of tea buds is the basis for the development of high-quality tea intelligent picking equipment. Aiming at the problems of tiny tea buds and the picking environment which is greatly affected by light, this research proposes a tea bud recognition method based on a deep learning network model to carry out the light source design of the recognition system, which can provide technical support for the realization of all-weather and high-efficiency intelligent tea bud picking equipment. First, an aluminum alloy frame was constructed to provide a closed and shaded dark environment; then, three combinations of heights and three combinations of light intensities were created by adjusting the height of the crossbar and the brightness of the light source; finally, the image datasets of tea buds in different combinations were collected, and recognition tests were carried out on one bud and one leaf and one bud and two leaves by using the improved YOLOv5 model. The experimental results show that the overall accuracy of YOLOv5s is 77. 13%, and

the overall average precision mean is 86.14%, the overall accuracy of the improved recognition model YOLOv5s-SPD is 80.30%, and the overall average precision mean is 87.3%, and the average detection time of a single image is 5.7 ms, which meets the requirement of real-time detection, and is better than the original YOLOv5s with an overall accuracy improvement of 3.17% and an overall average precision mean of 1.16%, which effectively improves the recognition performance of tea buds. Under the condition of height 90 cm and luminance L7(0.164～0.328 μmol/m^2), the detection accuracy, recall and *AP* average of one bud and two leaves were 86.70%, 92.45% and 95.00%, respectively. The method proposed in this paper can effectively and quickly detect tea buds, and the light source design scheme supports the development of all-weather high-quality tea intelligent picking equipment.

Keywords: tea buds; deep learning; lighting systems; intelligent picking; target detection; robotics