

DOI: 10.13733/j.jcam.issn.2095-5553.2024.04.029

马志艳, 李辉, 杨光友. 基于 YOLOv3 算法的智能采茶机关键技术研究[J]. 中国农机化学报, 2024, 45(4): 199-204, 236

Ma Zhiyan, Li Hui, Yang Guangyou. Research on key technologies of intelligent tea picking machine based on YOLOv3 algorithm [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2024, 45(4): 199-204, 236

基于 YOLOv3 算法的智能采茶机关键技术研究*

马志艳^{1, 2}, 李辉¹, 杨光友^{1, 2}

(1. 湖北工业大学, 武汉市, 430068; 2. 湖北省农机装备智能化工程技术研究中心, 武汉市, 430068)

摘要:在复杂背景下精确识别茶叶嫩芽,是实现高端茶叶智能化采摘的关键技术之一。为实现高端茶叶机械化精准采摘,设计一台基于视觉的采茶样机,根据蛛式机械手采摘茶叶的路径规划,将机械手末端的移动坐标问题转换成静平台 3 个电机转角问题。针对 YOLOv3 算法进行改进,采用 EfficientNet 网络替代 DarkNet-53 网络进行特征提取,并利用目标函数 GIOU 优化损失函数。试验结果表明:改进的 YOLOv3 算法在茶叶嫩芽识别方面,其准确率达到 86.53%,单张图像平均识别时间为 53 ms,相比传统的 YOLOv3 算法,性能实现明显的提升,可以达到预期目标,满足机器采摘需求。

关键词:智能采茶; YOLOv3 算法; 蛛式机械手; 机器学习; 图像识别

中图分类号:S225.99; TP391.4 **文献标识码:**A **文章编号:**2095-5553(2024)04-0199-07

Research on key technologies of intelligent tea picking machine based on YOLOv3 algorithm

Ma Zhiyan^{1, 2}, Li Hui¹, Yang Guangyou^{1, 2}

(1. Hubei University of Technology, Wuhan, 430068, China; 2. Hubei Province Agricultural Machinery Equipment Intelligent Engineering Technology Research Center, Wuhan, 430068, China)

Abstract: Accurate identification of tea shoots in a complex background is one of the key technologies to realize the intelligent picking of high-end tea. In order to realize the mechanized and precise picking of high-end tea, this paper designs a visual-based tea picking prototype, which converts the moving coordinate problem at the end of the manipulator into the corner problem of three motors of the static platform according to the path planning of the spider manipulator picking tea. The YOLOv3 algorithm is improved, the EfficientNet network is used instead of the DarkNet-53 network for feature extraction, and the objective function GIOU is used to optimize the loss function. The experimental results show that the improved YOLOv3 algorithm has an accuracy rate of 86.53% in tea bud recognition, and the average recognition time for a single image is 53 ms. Compared with the traditional YOLOv3 algorithm, the performance has been significantly improved, which can achieve the expected goal and meet the needs of machine picking.

Keywords: intelligent tea picking; YOLOv3 algorithm; spider manipulator; machine learning; image recognition

0 引言

中国茶叶历史悠久,文化底蕴深厚,在茶叶的生产和消费上居世界首位^[1]。目前高端茶叶的采摘依旧是以人工采摘为主,随着计算机视觉技术的不断发展,茶叶嫩芽的智能识别技术也随之不断发展并取得了很多优秀成果。汪建^[2]基于改进遗传算法的神经网络识别茶叶,能较好地鉴定茶叶等级;随后,汪建等^[3]将形状

参数配合改进的神经网络算法,实现茶叶品质的自动识别。杨增福等^[4]利用 RGB 颜色空间技术,对图像进行分割和特征提取,获得茶叶嫩芽图像的边缘,可以较好地识别茶叶嫩芽。谭和平等^[5]通过提取灰度共生矩阵和 Tamura 方法提取茶叶嫩芽图像的纹理特征,并通过 BP 神经网络实现了茶叶分类。在研究茶叶识别的过程中,部分学者将注意力转向了茶叶病虫害的识别,如李博等^[6]将神经网络搭配自动模型剪枝算法,识

收稿日期:2022 年 10 月 29 日 修回日期:2023 年 4 月 28 日

* 基金项目:国家重点研发计划基金资助项目(2018YFD0701002-03)

第一作者:马志艳,男,1976 年生,湖北武汉人,博士,副教授;研究方向为农业信息化与智能化。E-mail: 79895417@qq.com

别 8 种茶叶病虫害,平均准确率达 97.42%。叶荣等^[7]使用自适应空间特征融合(ASFF)技术改进茶叶病害的多尺度特征融合,平均精度为 92%。邵明^[8]将 Meyer 分水岭算法与一种基于统计学的快速区域合并算法融合成一种新算法,借鉴蒋帆^[9]研究的光谱优化图像的方法,新的算法能够迅速准确地识别出茶叶嫩芽。王琨等^[10]提取茶叶的颜色特征,基于 CNN 训练,取得了较高的识别率。吴梅雪等^[11]将基于 K-means 聚类算法的茶叶嫩芽识别算法^[12],与 Ostu 最大方差自动阈值法识别效果进行对比,发现 K-means 具有更好的识别效果。陈妙婷^[13]借鉴任磊等^[14]研究出的 PSO-SVM 算法分割图像,用 YOLO 算法训练处理后的图像,用于茶叶的分类,其静态检测的准确率达到 84%。孙肖肖^[15]选用 Ostu 算法来分割图像,突出茶叶嫩芽的特征,为复杂背景下茶叶嫩芽的智能化采摘机器人的研究提供了基础。毛腾跃等^[16]利用鲜叶的相对几何特征与纹理特征基于 SVM 构建鲜茶叶分类器,对茶叶进行分类,分类准确率达 94.24%,取得了较好的分类效果。姜苗苗等^[17]借鉴丁汀^[18]研究出的颜色对图像分割影响的经验,利用颜色因子和图像融合技术实现茶叶嫩芽图像分割,将嫩芽与老叶区分开,平均分割准确率为 60.09%。Chen 等^[19]利用 Faster R-CNN 对 4 种茶叶进行检测,并分析上采样步长对全卷积网络的影响,准确率为 79.4%。

对于茶叶的智能采摘,本文设计一台采茶机,选用 Delta 蛛式机械手进行采摘,并用 YOLOv3 算法和 EfficientNet-YOLOv3 算法训练数据集,利用算法模型来识别茶叶嫩芽。

1 智能采茶样机

本文设计一台智能采茶样机,如图 1 所示,机架尺寸(长×宽×高)是 460 mm×460 mm×500 mm。



图 1 智能采茶机

Fig. 1 Intelligent tea picker

由于试验对象是茶叶嫩芽,在采摘过程中需要机械手具有运动惯量小、柔性强和重复定位精度高等特点,因此选用蛛式机械手进行采摘,其机械手中主动臂长 200 mm,从动臂长 400 mm,工作空间较小,工作节拍达 210 次/min,同时重复定位精度误差仅为±0.8 mm。由

于选用的是蛛式机械手,需要配备 TB5128 驱动器,为保证机械手工作的稳定性,将细分设置为 16 r。为了调用算法模型,机器还配备一台上位机并配置环境(Win10 + Pytorch + Python3.6),视觉模块配置了 D435 深度相机,用以实时获取图像并传入上位机进行识别与定位。

整个采茶流程分为两步:茶叶嫩芽的识别和采摘。识别过程由 YOLOv3 算法实现,采摘过程是利用蛛式机械手进行采摘,具体流程如图 2 所示。



图 2 机器运行流程

Fig. 2 Machine operation flow chart

1.1 机械手末端运动学逆解

本文选用 Delta 蛛式机械手来实现茶叶的采摘,在视觉模块检测并定位出茶叶嫩芽目标后,需要控制机械手末端按规划的路径移动到目标点进行摘取。关于机械手的运动控制,涉及机械手运动学的正逆解,对于正解,以动平台中心轴为 Z 轴建立坐标系,其中 OC_1 轴与 Y 轴重合,如图 3 所示。当确定机械手各臂的需求转角时,就可以求出 3 个从动臂末端(B_1, B_2, B_3)的坐标,进而求出 A_1, A_2 和 A_3 的坐标。

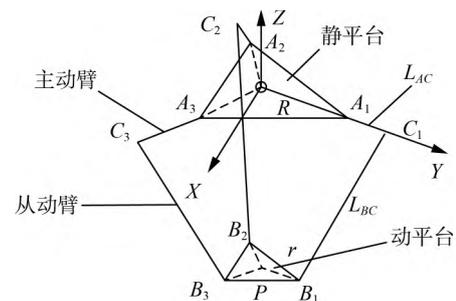


图 3 Delta 蛛式机械手

Fig. 3 Delta spider manipulator

对于从动臂,设 P 点坐标为 (x_0, y_0, z_0) ,则 3 个端点的坐标分别为

$$B_1 = (x_0 + r, y_0, z_0)$$

$$B_2 = (x_0 - r \sin 30^\circ, y_0 + r \cos 30^\circ, z_0)$$

$$B_3 = (x_0 - r \sin 30^\circ, y_0 - r \cos 30^\circ, z_0)$$

同理可以推出主动臂 3 个端点的坐标

$$A_1 = (R, 0, 0)$$

$$A_2 = (-R \sin 30^\circ, R \cos 30^\circ, 0)$$

$$A_3 = (-R \sin 30^\circ, -R \cos 30^\circ, 0)$$

最后考虑二连杆结构原理(图 4),可以求出机械臂的转角

$$\theta = \frac{L_{AC}^2 + L_{BC}^2 - L_{A_1A_2}^2}{2L_{AC}L_{BC}}$$

式中： L_{AC} ——AC 杆的长度；

L_{BC} ——BC 杆的长度；

$L_{A_1A_2}$ —— A_1A_2 杆的长度。

再根据驱动器的设置将角度问题换算成脉冲，由此可以建立脉冲和三维坐标的关系式。

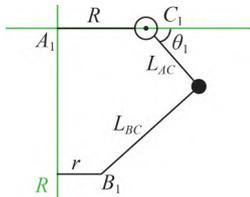


图 4 单个机械臂运动示意图

Fig. 4 Schematic diagram of single mechanical arm movement

1.2 机械手末端运动学正解

对于正解，需要先预设 C_1 、 C_2 、 C_3 三点的坐标，以此进行推导。例如设 C_1 点坐标为 (X_1, Y_1, Z_1) ，则 $B_1 = (X_1 - L_{BC} \sin\theta, Y_1, Z_1 + L_{BC} \cos\theta)$ ，同理可以推出 B_2 和 B_3 的坐标。然后根据关系式 $PB_1 = PB_2 = PB_3 = r\sqrt{3}$ ，建立三元一次方程组进行舍根，可以直接求出转角 θ 。

2 改进 YOLOv3 算法

整个 YOLO 算法的流程是：将数据集图像导入算法进行卷积，提取特征后训练出模型，利用模型和数据集中的测试集评估出模型的准确率和召回率，具体流程如图 5 所示。

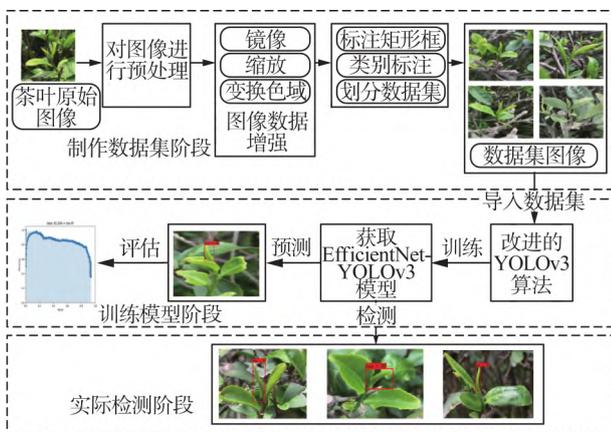


图 5 算法流程图

Fig. 5 Algorithm flow chart

2.1 数据集制作

本文从湖北省宜昌市五峰县某茶园出芽期拍摄的茶叶图像中挑出了 423 张，将其像素规范化为 512 像素 \times 512 像素。为提高模型的识别率，在训练之前，需

要将这些图像进行降噪、直方图均衡化等预处理来提高图像的清晰度；为增加模型的鲁棒性，需要采用翻转、镜像、变换颜色和变换饱和度等方法进行数据增强（图 6）。经过上述方法处理图像后，可以将数据集扩充到 1 692 张图像，然后通过标注工具 Labelimg 给图像打上标签，并按照传统的（训练集+验证集）：测试集为 7：3 的比例对图像进行分配处理，用于后期的模型训练和测试。

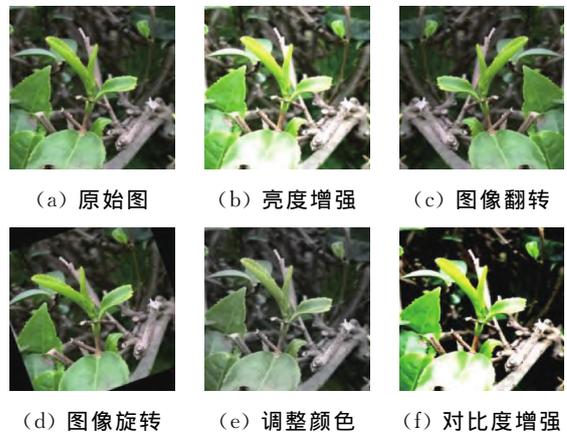


图 6 数据增强效果展示图

Fig. 6 Display of data enhancement effect

2.2 YOLOv3 算法改进

YOLOv3 算法的工作流程主要分为特征提取、预测和后处理过程。YOLOv3 在提取目标图像特征时，通过聚类算法获得 3 组先验框（ $13 \times 13, 26 \times 26, 52 \times 52$ ），每组先验框又分大中小三种感受野，共 9 种先验框（ $116 \times 90, 156 \times 198, 373 \times 326, 30 \times 61, 62 \times 45, 59 \times 119, 10 \times 13, 16 \times 30, 33 \times 23$ ），以此进行多尺度检测。

在预测之前，需要先将图像分为 $S \times S$ 的网格，每个网格会预测 B 个边界框（Bounding Box）以及边界框的置信度（Confidence Score）。其中边界框包含 4 个信息 (x, y, w, h) ， (x, y) 表示边界框相对于网格中心的坐标， (w, h) 是相对于整张图像的宽度和高度；而置信度的计算如式（1）所示。

$$C' = Pr(0) \times IOU \tag{1}$$

式中： C' ——置信度；

$Pr(0)$ ——目标落在网格中的概率；

IOU ——交并比，预测的边框和真实的边框的交集和并集的比值。

如果目标中心落在某一网格中，这一网格就对该目标进行预测，最后根据预测出的置信度，通过非极大值抑制算法（NMS）去除冗余检测框，保留最优一个。

2.3 改进特征提取网络

在传统 YOLOv3 算法中，特征提取网络为 DarkNet-53 网络，该网络结构主要由卷积层和残差

模块组成,没有池化层和全连接层。从总体上来看,DarkNet-53 结构就是重复堆叠下采样卷积 + $n \times$ 残差块(n 为残差块的个数)(图 7),共有 52 层卷积,其作用是增加不同尺度的融合输出,而残差模块的作用是防止网络层数过多时,会出现梯度消失现象。

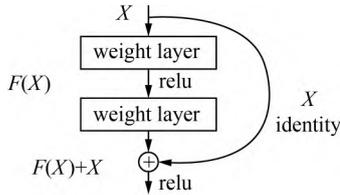


图 7 残差网络基本单元

Fig. 7 Basic unit of residual network

在改进 YOLOv3 算法中,采用 EfficientNet 网络作为特征提取网络,它是在传统卷积神经网络的基础上,缩放 baseline 模型,平衡深度、宽度和分辨率三个维度创造出来的,输入的图像依次经过 1 个 3×3 的卷积,7 个堆叠的 MBConv 结构,1 个 1×1 的卷积、池化和全连接层,其核心便是这 7 个 MBConv 结构(移动翻转卷积),其结构如图 8 所示。MBConv 结构对输入特征图进行卷积,通过堆叠提取图像的深层特征,获取特征图全部像素点之间的信息。同时利用 Dropout (丢弃法)丢弃一定的单元及其连接,降低噪音对特征提取的影响,以提升模型的泛化能力。

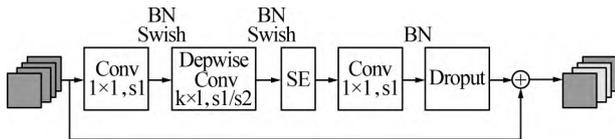


图 8 MBConv 结构

Fig. 8 MBConv structure

2.4 损失函数改进

YOLOv3 的损失函数是在 YOLOv2 的基础上改进的,其中边界框损失(x, y, w, h)采用均方误差 MSE 估算,置信度损失采用二分类交叉熵,类别损失采用多类别交叉熵进行计算,最后加到一起就可以组成最终的 loss_function(损失函数)了,也就是一个 loss_function 搞定端到端的训练。其计算如式(2)所示。

$$Loss = bbox_loss + conf_loss + prob_loss \quad (2)$$

式中: $Loss$ ——损失函数;

$bbox_loss$ ——边界框损失;

$conf_loss$ ——置信度损失;

$prob_loss$ ——分类损失。

传统的 YOLOv3 算法计算损失函数时,交并比 IOU 没有考虑到框之间的距离,对于相交的框, IOU 可以被反向传播,即它可以直接用作优化的目标函数。但是非相交的,梯度将会为 0,无法优化,广义交并比 $GIOU$ 就可以解决这个问题。 $GIOU$ 的计算如

式(3)所示。

$$GIOU = IOU - \frac{|C/(A \cup B)|}{|C|} \quad (3)$$

式中: A, B ——预测框和真实框;

C ——两框的最小闭包区。

由式(3)可知, $GIOU$ 的取值范围为 $(-1, 1]$, 当预测框与真实框距离越远, $GIOU$ 值越接近 -1; 预测框与真实框距离越近, $GIOU$ 越接近 0; 当预测框与真实框完全重合时, $GIOU$ 为 1。因此,相比于 IOU , $GIOU$ 能够更好地评价两边界框的重合度,其损失函数计算如式(4)所示。

$$GIOU_{loss} = 1 - GIOU \quad (4)$$

由式(4)可知, $GIOU_{loss}$ (损失函数)与 $GIOU$ 呈反比例关系,因此网络会朝着预测框与真实框重叠的部分优化。

3 试验结果与分析

本试验先利用工控机配置环境,训练结束后将模型加载到检测的代码;然后在机器运行过程中,RGB-D 深度相机拍摄 RGB 实时图像和深度图像,工控机加载模型识别 RGB 图像中的目标,同时通过对应的深度图像来获取目标嫩芽的深度坐标;最后将目标坐标传输到机械手控制模块进行运动学逆解,按照规划的路径控制机械手末端的运动,实现茶叶嫩芽的采摘。

3.1 模型训练

在完成制作茶叶嫩芽数据集和搭建环境(win10 + pytorch + python3.6)的工作后,先用 YOLOv3 算法搭配 DarkNet-53 网络训练数据集,再将 YOLOv3 算法搭配 EfficientNet 网络训练数据集得到相应的模型,利用模型预测茶叶图像中嫩芽的位置,检验模型是否有效;最后评估模型的准确率和召回率,选取两种模型的最优结果并进行对比,根据结果绘制出两种模型的准确率值随训练次数的变化曲线;最后计算两种模型预测单张图片所需要的时间,检验模型是否达到实时检测的标准。

在这两种组合的训练过程中,受限于硬件条件,初始试验的迭代次数选取 50 轮次,每次迭代生成一个模型文件,先将学习率降到最低 10^{-5} ,然后不断提升,根据准确率和召回率的变化,选取最合适的学习率。对于传统 YOLOv3 算法(特征提取网络为 DarkNet-53 网络)的训练,在学习率处于最低时,最优模型的准确率为 61.54%,召回率为 63.65%;当学习率上升至 10^{-3} 时准确率达到 78.91%,召回率达到 84.94%;之后再提升学习率,准确率却有所降低;当学习率为 0.1 时,准确率降到 62.14%,召回率降到 65.12%,具

体数据如表 1 所示。

表 1 试验结果对比

Tab. 1 Comparison of experimental results

| 特征提取网络 | 迭代次数 | 学习率 | 准确率 / % | 召回率 / % |
|-------------------|------|-----------|---------|---------|
| DarkNet-53 | 50 | 10^{-5} | 61.54 | 63.65 |
| | 50 | 10^{-4} | 71.56 | 76.00 |
| | 50 | 10^{-3} | 78.91 | 84.94 |
| | 50 | 0.01 | 72.48 | 67.76 |
| | 50 | 0.1 | 62.14 | 65.12 |
| EfficientNet | 50 | 10^{-5} | 69.64 | 78.94 |
| | 50 | 10^{-4} | 77.25 | 81.62 |
| | 50 | 10^{-3} | 85.47 | 85.76 |
| | 50 | 0.01 | 82.39 | 88.42 |
| | 50 | 0.1 | 70.34 | 80.32 |
| EfficientNet+GIOU | 50 | 10^{-3} | 86.53 | 85.01 |

YOLOv3 搭配 DarkNet-53 网络训练结束后,将特征提取网络更换为 EfficientNet 网络,试验流程与前面的相似,当迭代次数为 35 和学习率为 10^{-3} 时,准确率为 85.47% 达到峰值;取得峰值后,将目标函数 IOU 换成更适合茶叶检测的 GIOU,准确率提升到 86.53%,比传统的算法准确率高 7.62%。从图 9 可以看出,EfficientNet 网络训练出的模型,在准确率方面整体上比 DarkNet-53 的高。因为试验目的是进行茶叶的实时检测,故最后还需要计算模型预测单张图片的时间,将模型导入算法后,计算出预测单张图片所需要的时间约为 53 ms,也就是 1 s 可以检测约 19 张图片,满足实时检测的要求。

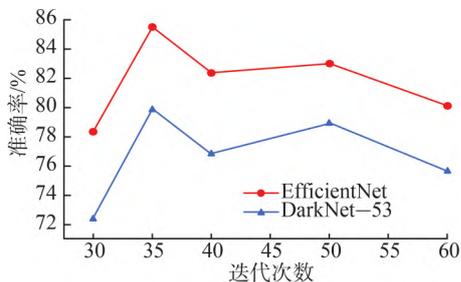


图 9 两种模型的准确率随迭代次数的变化曲线
Fig. 9 Curves of the accuracy of the two models versus the number of iterations

3.2 试验结果分析

训练过程结束后,先进行预测以检验模型是否有效,选取了一部分茶叶嫩芽图片的检测结果进行对比。图 10(a)和图 10(b)分别是算法改进前后的模型检测结果,可以看出改进的算法,有更好的识别能力。而且根据图 10(c)和图 10(d)的两幅图的对比,图 10(c)有 1 个茶叶嫩芽没有检测出来,可以看出改进后的算法,对于漏检情况也有所改善。

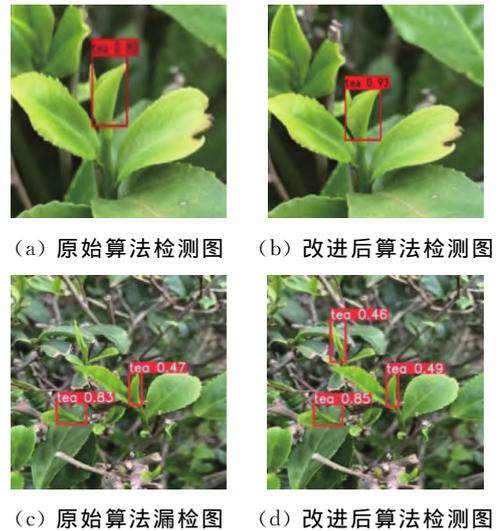


图 10 模型检测结果图

Fig. 10 Model inspection results

近年来,多种机器学习算法被应用于茶叶识别领域,显示出不同的识别效果。从表 2 可以看出,SSD^[20]算法的识别准确率为 58.35%,而 Faster R-CNN 算法的准确率提升至 66.88%。此外,K-Means^[21]算法的识别准确率进一步提高到 77.8%,YOLOv3 算法达到了 78.91%的识别率。本文通过对 YOLOv3 算法进行改进,将识别准确率提升至 86.53%。对比分析表明,通过优化算法结构和参数调整,能有效提升模型对茶叶图像的识别能力。本文的数据集和试验设置均公开透明,以便于同行验证和进一步的研究。

表 2 不同算法模型识别准确率对比
Tab. 2 Comparison of recognition accuracy among different algorithm models

| 算法模型 | 识别准确率 / % |
|--------------|-----------|
| SSD | 58.35 |
| Faster R-CNN | 66.88 |
| K-Means | 77.80 |
| YOLOv3 | 78.91 |
| 本文 | 86.53 |

4 结论

1) 本文设计基于视觉的智能采茶样机,利用蛛式机械手的特点,采茶速度快,定位精度高,并且运动惯量小、柔性强,避免采摘过程中对茶叶嫩芽造成损伤。计算分析机械手的正逆解,建立三维坐标转换成脉冲的关系式,简化上位机对于机械手移动路径的规划。

2) 为解决在茶叶采摘过程中茶叶嫩芽识别准确率不够的问题,基于 YOLOv3 算法的特征提取网络进行研究,并通过 YOLOv3 搭配 EfficientNet 网络,模型的识别精度准确率为 86.53%,验证 EfficientNet 网络在调节好

宽度、深度和分辨率的平衡后,在特征提取方面比传统特征提取网络效果要好,并且单张图片的预测时间为0.053 s,在不影响实时检测的情况下,改进后的YOLOv3模型能够更准确地识别复杂环境下的茶叶。

参 考 文 献

- [1] 吴华成. 茶叶褐色叶斑病的综合防治技术[J]. 农业与技术, 2015, 35(16): 113-114.
- [2] 汪建, 杜世平, 王开明. 茶叶的计算机识别应用研究[J]. 安徽农业科学, 2006, 34(10): 2139-2140.
Wang Jian, Du Shiping, Wang Kaiming. Research on application of computer vision in the identification of tea [J]. Journal of Anhui Agricultural Sciences, 2006, 34(10): 2139-2140.
- [3] 汪建, 杜世平. 基于颜色和形状的茶叶计算机识别研究[J]. 茶叶科学, 2008(6): 420-424.
Wang Jian, Du Shiping. Identification investigation of tea based on HSI color space and figure [J]. Journal of Tea Science, 2008, 28(6): 420-424.
- [4] 杨福增, 杨亮亮, 杨青, 等. 基于颜色和形状特征的茶叶嫩芽识别方法[J]. 农业机械学报, 2009, 40(S1): 119-123.
Yang Fuzeng, Yang Liangliang, Yang Qing, et al. Recognition of the tea sprout based on color and shape features [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(S1): 119-123.
- [5] 谭和平, 徐海卫, 胡长安, 等. 基于视觉词袋模型的茶机智能化控制方法[J]. 中国测试, 2014, 40(6): 84-87.
Tan Heping, Xu Haiwei, Hu Chang'an, et al. Tea machine intelligent control method based on BOVW and BP neural network [J]. China Measurement & Test, 2014, 40(6): 84-87.
- [6] 李博, 江朝晖, 洪石兰, 等. 基于边缘智能的茶叶病害识别[J]. 中国农机化学报, 2022, 43(6): 175-180.
Li Bo, Jiang Chaohui, Hong Shilan, et al. Tea leaf diseases recognition based on edge intelligence [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2022, 43(6): 175-180.
- [7] 叶荣, 马自飞, 高泉, 等. 基于改进YOLOv5s-ECA-ASFF算法的茶叶病害目标检测[J]. 中国农机化学报, 2024, 45(1): 244-251.
Ye Rong, Ma Zifei, Gao Quan, et al. Target detection of tea disease based on improved YOLOv5s-ECA-ASFF algorithm [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2024, 45(1): 244-251.
- [8] 邵明. 基于计算机视觉的龙井茶叶嫩芽识别方法研究[D]. 杭州: 中国计量学院, 2013.
Shao Ming. Research on computer vision based recognition methods of Longjing tea sprouts [D]. Hangzhou: China Jiliang University, 2013.
- [9] 蒋帆. 基于高光谱和图像技术的龙井茶叶品质检测方法研究[D]. 杭州: 浙江工业大学, 2010.
Jiang Fan. Inspection of longjing tea quality by using multi-sensor information fusion based on hyperspectral analysis and image manipulation [D]. Hangzhou: Zhejiang University of Technology, 2010.
- [10] 王琨, 刘大茂. 基于深度学习的茶叶状态智能识别方法[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2015, 29(12): 120-126.
Wang Kun, Liu Damao. Intelligent identification for tea state based on deep learning [J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2015, 29(12): 120-126.
- [11] 吴梅雪, 唐仙, 张富贵, 等. 基于K-means聚类法的茶叶嫩芽识别研究[J]. 中国农机化学报, 2015, 36(5): 161-164, 179.
Wu Xuemei, Tang Xian, Zhang Fugui, et al. Tea buds images identification based on lab color model and K-means clustering [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2015, 36(5): 161-164, 179.
- [12] 李灿灿, 王宝, 王静, 等. 基于K-means聚类的植物叶片图像叶脉提取[J]. 农业工程学报, 2012, 28(17): 157-162.
Li Cancan, Wang Bao, Wang Jing, et al. Extracting vein of leaf image based on K-means clustering [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2012, 28(17): 157-162.
- [13] 陈妙婷. 基于计算机视觉的名优茶嫩芽识别与定位[D]. 青岛: 青岛科技大学, 2019.
Chen Miaoting. Recognition and location of high-quality tea buds based on computer vision [D]. Qingdao: Tsingtao University of Science & Technology, 2019.
- [14] 任磊, 赖惠成, 陈钦政, 等. 基于改进分水岭的棉花图像分割方法[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(34): 207-211, 244.
Ren Lei, Lai Huicheng, Chen Qinzheng, et al. Cotton image segmentation method based on improved watershed [J]. Computer Engineering and Applications, 2012, 48(34): 207-211, 244.
- [15] 孙肖肖. 基于深度学习的茶叶嫩芽检测和叶部病害图像识别研究[D]. 晋中: 山西农业大学, 2019.
Sun Xiaoxiao. The research of tea buds detection and leaf diseases image recognition based on deep learning [D]. Jinzhong: Shanxi Agricultural University, 2019.
- [16] 毛腾跃, 黄印, 文晓国, 等. 基于多特征与多分类器的鲜茶叶分类研究[J]. 中国农机化学报, 2020, 41(12): 75-83.
Mao Tengyue, Huang Yin, Wen Xiaoguo, et al. Research on classification of fresh tea leaves based on multiple features and classifiers [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2020, 41(12): 75-83.
- [17] 姜苗苗, 问美倩, 周宇, 等. 基于颜色因子与图像融合的茶叶嫩芽检测方法[J]. 农业装备与车辆工程, 2020, 58(10): 44-47.

(下转第 236 页)

- [22] Van Henten E J, Van Tuijl B, Hemming J, et al. Field test of an autonomous cucumber picking robot [J]. *Biosystems Engineering*, 2003, 86(3): 305–313.
- [23] Modler K H, Lovasz E C, Bär G F, et al. General method for the synthesis of geared linkages with non-circular gears [J]. *Mechanism and Machine Theory*, 2009, 44(4): 726–738.
- [24] 杨庆华, 金寅德, 钱少明, 等. 基于气动柔性驱动器的苹果采摘末端执行器研究[J]. *农业机械学报*, 2010, 41(9): 154–158, 204.
Yang Qinghua, Jin Yinde, Qian Shaoming, et al. Research on end-effector of apple picking based on new flexible pneumatic actuator [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2010, 41(9): 154–158, 204.
- [25] 魏博, 何金银, 石阳, 等. 欠驱动式柑橘采摘末端执行器设计与试验[J]. *农业机械学报*, 2021, 52(10): 120–128.
Wei Bo, He Jinyin, Shi Yang, et al. Design and experiment of underactuated end-effector for citrus picking [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2021, 52(10): 120–128.
- [26] Zhao De'an, Lü Jidong, Ji Wei, et al. Design and control of an apple harvesting robot [J]. *Biosystems Engineering*, 2011, 110(2): 112–122.
- [27] 李国利. 多末端苹果采摘机器人设计与研究[D]. 南京: 南京农业大学, 2017.
Li Guoli. Design and research of apple picking robot with multiple end-effectors [D]. Nanjing: Nanjing Agricultural University, 2017.
- [28] Al Mashagbeh M, Al-Dulaimi T, Khamesee M B. Design and optimization of a novel magnetically-actuated micromanipulator [J]. *Microsystem Technologies*, 2017, 23: 3589–3600.
- [29] Pettersson A, Davis S, Gray J O, et al. Design of a magnetorheological robot gripper for handling of delicate food products with varying shapes [J]. *Journal of Food Engineering*, 2009, 98(3): 332–338.
- [30] Tsugami Y, Kuwano T, Nishida T. Flexible robot gripper with a simple structure using magnetic force [J]. *Journal of the Robotics Society of Japan*, 2018, 36(8): 520–524.
- [31] Chiu Y C, Yang P Y, Chen S. Development of the end-effector of a picking robot for greenhouse-grown tomatoes [J]. *Applied Engineering In Agriculture*, 2013, 29(6): 1001–1009.
- [32] 纪超, 冯青春, 袁挺, 等. 温室黄瓜采摘机器人系统研制及性能分析[J]. *机器人*, 2011, 33(6): 726–730.
Ji Chao, Feng Qingchun, Yuan Tin, et al. Development and performance analysis on cucumber harvesting robot system in greenhouse [J]. *Robot*, 2011, 33(6): 726–730.
- [33] Muscato G, Prestifilippo M, Abbate N, et al. A prototype of an orange picking robot; past history, the new robot and experimental results [J]. *Industrial Robot: An International Journal*, 2005, 32(2): 128–138.
- [34] Kondo N, Yata K, Iida M, et al. Development of an end-effector for a tomato cluster harvesting robot [J]. *Engineering in Agriculture, Environment and Food*, 2010, 3(1): 20–24.
- [35] Wang Z, Xun Y, Wang Y, et al. Review of smart robots for fruit and vegetable picking in agriculture [J]. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, 2022, 15(1): 33–54.

(上接第 204 页)

- Jiang Miaomiao, Wen Meiqian, Zhou Yu, et al. Tea bud detection method based on color factor and image fusion [J]. *Agricultural Equipment & Vehicle Engineering*, 2020, 58(10): 44–47.
- [18] 丁汀. 结合颜色和区域生长的茶叶图像分割算法研究[J]. *福建茶叶*, 2017, 39(2): 31–32.
- [19] 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(9): 1–7.
- [20] 王慧玲, 蔡小龙, 武港山. 基于深度卷积神经网络的目标检测技术的研究进展[J]. *计算机科学*, 2018, 45(9): 18–26.
Wang Huiling, Qi Xiaolong, Wu Gangshan. Research progress of object detection technology based on convolutional neural network in deep learning [J]. *Computer Science*, 2018, 45(9): 18–26.
- [21] 张景林. 基于 K-Means 和 SVM 耦合算法的茶叶图像识别[J]. *泉州师范学院学报*, 2016, 34(6): 48–54.
Zhang Jinglin. Tea image recognition based on K-Means and SVM coupling algorithm [J]. *Journal of Quanzhou Normal University*, 2016, 34(6): 48–54.