

基于 YOLO v5 - TL 的褐菇采摘视觉识别-测量-定位技术

卢伟¹ 邹明萱¹ 施浩楠¹ 王玲¹ DENG Yiming²

(1. 南京农业大学人工智能学院, 南京 210031; 2. 密歇根州立大学, 东兰辛 48824)

摘要: 为实现褐菇高效、精准、快速的自动化采摘, 针对工厂化褐菇的种植特点, 提出一种基于 YOLO v5 迁移学习 (YOLO v5 - TL) 结合褐菇三维边缘信息直径动态估测法的褐菇原位识别-测量-定位一体化方法。首先, 基于 YOLO v5 - TL 算法实现复杂菌丝背景下的褐菇快速识别; 再针对锚框区域褐菇图像进行图像增强、去噪、自适应二值化、形态学处理、轮廓拟合进行褐菇边缘定位, 并提取边缘点和褐菇中心点的像素坐标; 最后基于褐菇三维边缘信息的直径动态估测法实现褐菇尺寸的精确测量和中心点定位。试验结果表明单帧图像平均处理时间为 50 ms, 光照强度低、中、高情况下采摘对象识别平均成功率为 91.67%, 其中高光强时识别率达 100%, 菇盖的尺寸测量平均精度为 97.28%。研究表明, 本文提出的 YOLO v5 - TL 结合褐菇三维边缘信息直径动态估测法可实现工厂化种植环境下褐菇识别、测量、定位一体化, 满足机器人褐菇自动化采摘需求。

关键词: 褐菇; 目标识别; 定位; 图像处理; 尺寸测量; YOLO v5 - TL

中图分类号: S513

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2022)11-0341-08

OSID:



Technology of Visual Identification - Measuring - Location for Brown Mushroom Picking Based on YOLO v5 - TL

LU Wei¹ ZOU Mingxuan¹ SHI Haonan¹ WANG Ling¹ DENG Yiming²

(1. College of Artificial Intelligence, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210031, China

2. Michigan State University, East Lansing 48824, USA)

Abstract: To realize the efficient, accurate and rapid automatic picking of brown mushroom, the identification, size measurement and positioning of mushroom are the key to the robot selective picking operation. An integrated method for in situ identification, measurement and location of brown mushroom was proposed based on YOLO v5 transfer learning (YOLO v5 - TL) and dynamic diameter estimation based on 3D edge information. Firstly, YOLO v5 - TL algorithm was used to realize rapid identification of brown mushroom under complex mycelia background. Then, the image enhancement algorithm, denoising, adaptive binarization algorithm, morphological processing and contour fitting algorithm were used to locate the edge of the mushroom image in the anchor frame area, meanwhile, the pixel coordinates of the edge point and the center point were extracted. Finally, the dynamic diameter estimation method based on 3D edge information was used to accurately measure the size and locate the center point of the mushroom. The experimental results showed that the average processing time of single frame image was 50 ms. The average success rate of picking object recognition under low, medium and high light intensity was 91.67%, and the recognition rate reached 100% under high light intensity. The average measurement accuracy of mushroom cover was 97.28%. The results showed that the proposed YOLO v5 - TL method combined with 3D edge information diameter dynamic estimation method can realize the integration of identification, measurement and location of brown mushroom under factory planting, which met the demand of automatic picking of brown mushroom by robot.

Key words: brown mushroom; object identification; location; image processing; dimensional measurement; YOLO v5 - TL

收稿日期: 2022-07-27 修回日期: 2022-08-23

基金项目: 江苏省重点研发计划项目 (BE2022363)、江苏省农业科技创新项目 (CX(20)3068)、江苏省现代农机装备与技术示范推广项目 (NJ2021-37) 和高端外国专家引进计划项目 (G2021145010L)

作者简介: 卢伟 (1978—), 男, 副教授, 博士, 主要从事智能机器人与无损检测技术研究, E-mail: njaurobot@njau.edu.cn

0 引言

褐菇具有丰富的食用价值,可提供优质的蛋白质、脂肪、维生素、微量元素等,其栽种面积广、产量大、经济效益高^[1],目前以工厂化种植为主,并逐渐实现机械化和智能化,但采收环节仍为手工方式,效率低、劳动力成本高。随着科技发展,通过机器人实现自动化采收是未来发展方向^[2],其中褐菇的识别、尺寸测量和精确定位是机器人自动化采收作业的关键^[3-4]。

很多学者采用机器视觉进行果蔬识别,可分为“Eye-in-hand”、“Eye-to-hand”两种方式,“Eye-in-hand”将相机安装在末端执行器上^[5],靠近目标果蔬进行识别,识别和测量精度高,但对果蔬逐个识别耗时较长。“Eye-to-hand”将相机固装在移动平台上^[6],对目标区域的果蔬进行一次性识别、测量和定位,效率高但对远处目标的测量精度降低^[7]。在工厂化褐菇种植中,出菇时褐菇生长速度快且分布密集,大量集中出菇亟需高效采收,因此本文选用“Eye-to-hand”方式进行褐菇的识别、测量和定位。

褐菇生长在高湿的阴暗环境,菇床表面高低起伏,菌丝密布,菇盖形状不规则等都为蘑菇的视觉识别带来了挑战。王风云等^[8]利用全局阈值分割和最大熵阈值分割相结合的分水岭算法去除图像阴影,再通过 Canny 算子^[9]和形态学结合的分水岭算法去除柄部,实现双孢菇直径测量。MAURYA 等^[10]研究一种基于机器学习的蘑菇分类方法,该方法采用 SVM 分类器,分类精度为 76.6%。WANG 等^[11]利用逻辑回归、支持向量机和多粒度级联森林 3 种模态识别方法构建 3 种不同蘑菇的分类,分类精度可达 98%。随着深度视觉技术^[12]和深度学习技术^[13]的发展,CENGİL 等^[14]采用 YOLO v5 算法实现有毒蘑菇分类,该方法可实现 8 种不同毒蘑菇识别,平均精度为 77%。王玲等^[15]基于蘑菇深度

图像信息,利用边界点跟踪算法融合褐菇图像深度信息实现世界坐标系中单体蘑菇的位置、直径、倾斜角的测量,但易受菇床表面起伏的影响。为实现菇床复杂环境背景下褐菇的快速、准确识别和高精度尺寸测量,本文拟通过深度迁移学习结合褐菇三维边缘信息的直径动态估测法实现褐菇尺寸精确测量和中心点定位。

1 数据集构建与方法流程

1.1 数据采集和数据集构建

本文褐菇数据采集自扬州市奥吉特生物科技有限公司的褐菇种植菇房,采集不同光线、不同角度下的褐菇图像。采集设备为 RealSense d435i 型相机,采集图像分辨率为 1 280 像素 × 720 像素,图像保存为 .jpg 格式。采集设备分别放置于菇架侧方和上方,如图 1 所示,相机 1 所示为侧方拍摄,相机 1 距离菇架边缘 35 cm;相机 2 所示为上方拍摄,相机 2 距离水平菇架 40 cm,采集光线包括顺光、逆光、遮光等情况,菇房环境中共采集 415 幅褐菇图像。图 2 为不同光线条件下的褐菇图像。

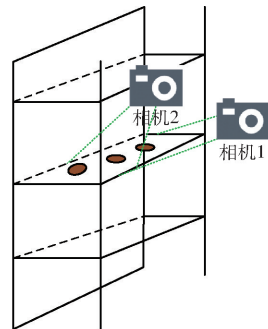


图 1 采集设备安装位置

Fig. 1 Collection device installation positions

褐菇生长环境的主要视觉干扰为土壤上密布的白色菌丝,为减小计算量,在不影响褐菇特征提取的前提下,采用 OpenCV 的 resize 函数将图像分辨率压缩至 960 像素 × 540 像素。采用 Labellmg 软件标注

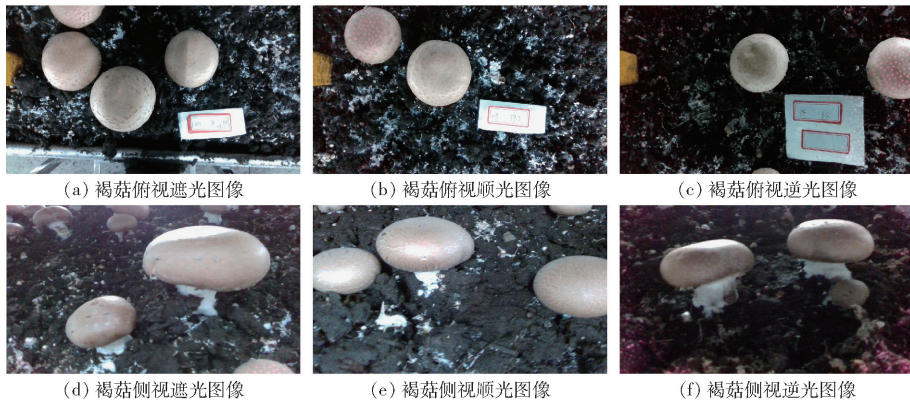


图 2 不同条件下的褐菇图像

Fig. 2 Images of brown mushroom under different conditions

褐菇图像,制作为 VOC 格式数据集,将数据集按照比例 7:3 分为训练集和测试集,其中训练集包含 290 幅图像,测试集为 125 幅图像。

1.2 褐菇视觉识别-测量-定位方法流程

针对昏暗环境下,菇床表面高低起伏,菌丝密布,菇盖形状不规则等造成褐菇视觉识别困难的问题,提出一种褐菇快速、精准识别-测量-定位一体化方法。该方法包括基于 YOLO v5 - TL 的褐菇快速识别和基于褐菇三维边缘信息的直径动态估测、定位,具体流程如图 3 所示。

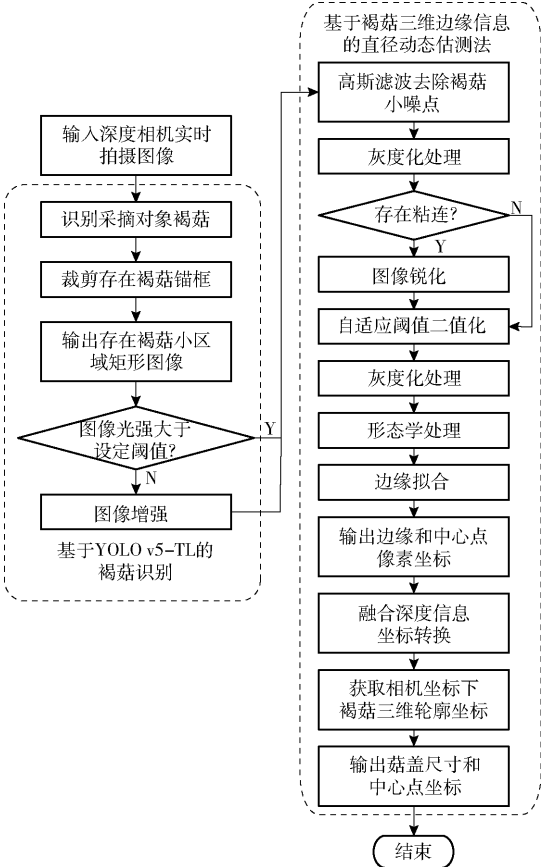


图 3 本文方法流程图

Fig. 3 Flow chart of the proposed method

2 基于 YOLO v5 - TL 的褐菇快速识别

由于深度学习在目标检测领域具有高精度、高效率的优势,近年来不断被用于果蔬采摘识别,但深度学习需要依赖大量优质的数据、高性能的训练平台,这在农业领域较难满足。因此,对于小样本数据对象常采用基于模型的深度迁移算法^[16]。

基于模型的迁移算法采用预训练模式,本文采用基于 Imagenet 预训练好的 YOLO v5 模型参数进行迁移训练,具体迁移训练逻辑如图 4 所示^[17]。深度学习中的浅层网络多用于学习通用的边角等低级特征,如图 4 中的足球和褐菇低级特征均为圆形;随着层次的加深,网络可学习特殊对象的特

定特征以实现目标检测,基于模型的深度迁移学习可节约褐菇识别时间成本,同时提高模型的鲁棒性和泛化能力。

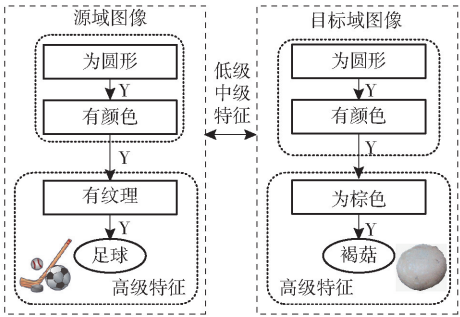


图 4 基于模型迁移学习的逻辑图

Fig. 4 Learning logic diagrams based on model transfer

YOLO 系列算法采取回归手段提取图像特征^[18],网络结构将输入图像均匀划分为 $S \times S$ 的网络格子,在每个网格中设置不同的边框,实现对特定对象的检测^[19]。YOLO v5 分为 YOLO v5s、YOLO v5m、YOLO v5l、YOLO v5x 共 4 个不同的模型,模型区别在其深度和宽度不同。YOLO v5 网络的 Backbone 模型是由 Focus、CSP 和 SPP 结构组成的 CSPDarknet;输入端采用 Mosaic 数据增强法,有利于小目标快速检测;采用自适应 Anchor 机制,可动态更新锚框大小,适用于自定义数据集中对象边界框预测;采用 CIOU_Loss 作为 Boundingbox 的损失函数,该函数考虑预测框和目标框的重叠面积、边界框中心位置、边界框长宽比,有效提高预测精度;非极大值抑制采用 DIOU 准则,有效减小重复识别对象的影响,基于 YOLO v5 - TL 的褐菇网络结构如图 5 所示。

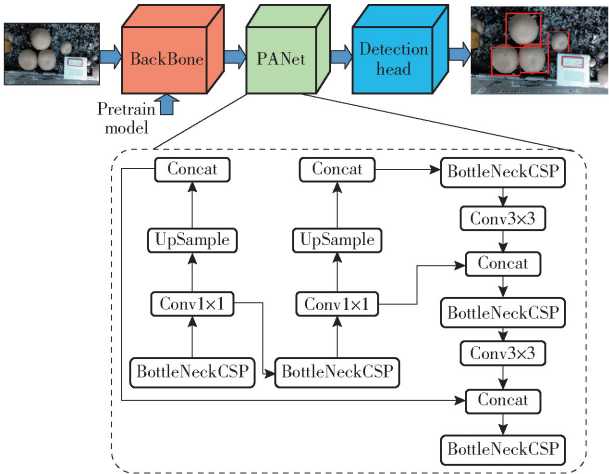


图 5 褐菇目标检测模型结构图

Fig. 5 Structure of target detection model of brown mushroom

3 褐菇三维边缘信息的直径动态估测法

3.1 基于锚框的褐菇裁剪

褐菇菇盖尺寸测量首先需要获取菇盖的边缘轮

廓,流程如图 6 所示。首先,褐菇实时图像输入 YOLO v5 模型,模型识别到褐菇并以该褐菇为中心在其周围画一个矩形区域(锚框),输出锚框对应的长和宽;再根据识别模型输出数据对实时采集图像

上每一个锚框进行裁剪,输出裁剪后的单个褐菇的锚框区域;最后返回褐菇的锚框图像和锚框信息,如图 6 所示裁剪出的锚框区域主要包含单个褐菇,可有效减少背景菌丝影响,有利于后续褐菇轮廓检测。

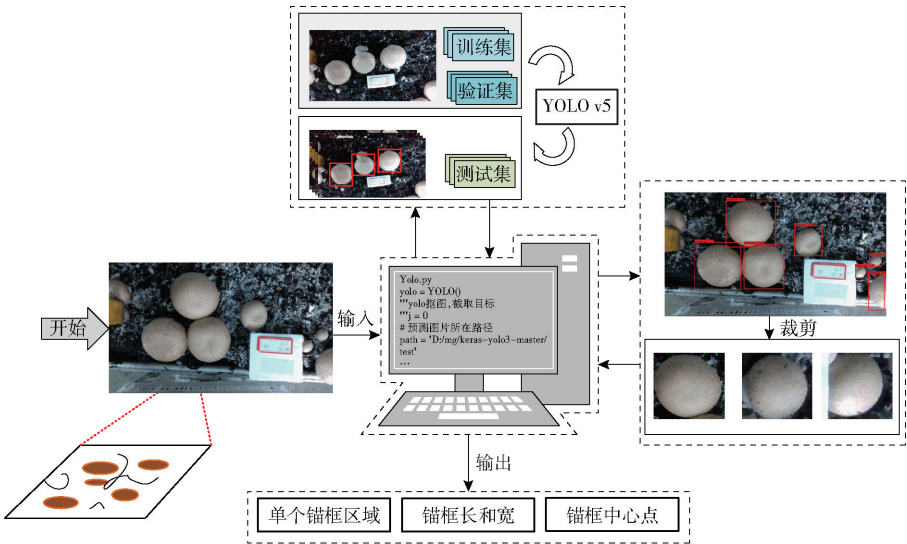


图 6 锚框裁剪逻辑图

Fig. 6 Anchor frame clipping logic diagram

3.2 褐菇轮廓检测

褐菇菇盖尺寸是褐菇品质分级的重要评估指标之一^[20],为实现菇盖精确测量^[21],首先需要实现菇盖的轮廓提取^[22]。由于菇房环境昏暗不均,采集的褐菇图像轮廓存在噪声,首先需对锚框内褐菇进行图像增强,提高亮度。图像增强算法逻辑如图 7 所示,将原始裁剪得到的 RGB 空间的褐菇图像转换至 HSV 空间,获取图像亮度值并判断是否需要增强亮度;再对 HSV 图像获取直方图分位点,以便图像亮度均匀化;最后去除分位点区间以外的像素点,并将剩余像素值变换至 0 ~ 255 区间实现图像亮度增强,增强效果如图 7c 所示。

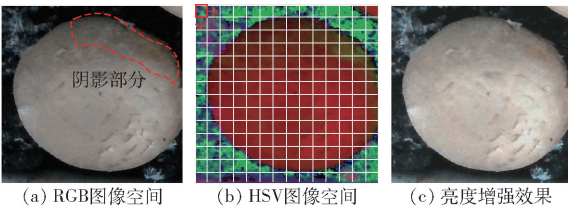


图 7 图像亮度增强效果

Fig. 7 Image brightness enhancement diagrams

通过图像裁剪和增强,可实现褐菇轮廓提取,但由于褐菇生长中存在多个蘑菇簇拥在一起的情况,造成褐菇图像粘连,其中多为 2 个褐菇粘连,需要进行粘连褐菇图像分割。识别的褐菇锚框若存在与其他褐菇锚框重叠区域则判定褐菇存在粘连,针对粘连褐菇先进行锐化处理,结果如图 8 所示;再对锐化图像进行灰度化和自适应二值化处理。此时二值化

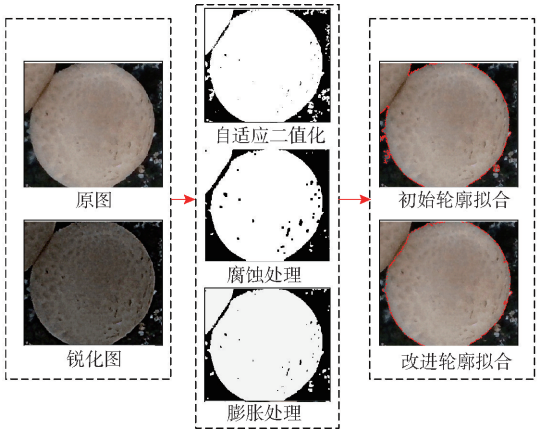


图 8 轮廓拟合过程

Fig. 8 Contour fitting process

图像蘑菇边界存在少许粘连;通过先腐蚀再膨胀对二值化图像进行形态学处理,最后,基于轮廓拟合算法提取单个褐菇轮廓。

3.3 坐标转换

由于菇床表面的高低不平和褐菇生长的随机性,菇盖存在倾斜情况,对褐菇轮廓的二维成像^[23]和尺寸测量带来较大误差^[24]。为减少褐菇菇盖倾斜带来的尺寸测量误差,本文提出三维褐菇轮廓尺寸测量方法。菇盖三维轮廓坐标定位的关键是坐标系转换,包括裁剪像素坐标系、像素坐标系、图像坐标系和相机坐标系,本文将二维褐菇轮廓的像素坐标转换成三维的相机坐标,坐标转换如图 9 所示, $O_cX_cY_cZ_c$ 为相机坐标系, OXY 为图像坐标系, o_puv 为像素坐标系, o_{ij} 为裁剪像素坐标系。

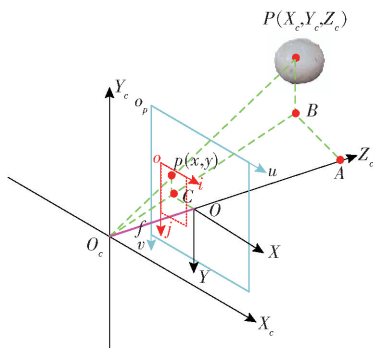


图 9 坐标转换图

Fig. 9 Coordinate transformation diagram

裁剪坐标系、像素坐标系、图像坐标系均为二维坐标,裁剪坐标系是以褐菇二维图像中的锚框区域建立的一个像素坐标系。首先,通过坐标原点平移将裁剪坐标转换至像素坐标系;然后,基于单位转换和坐标原点平移将像素坐标系转换至图像坐标系;再将二维图像坐标系转换至三维相机坐标系获取三维坐标。相机坐标系是一个以相机光心为原点 O_c 、以光轴为 Z_c 轴建立的一个三维直角坐标系。相机坐标系中任意一点 P 通过相机成像的小孔模型在图像坐标系中成像为点 p ,根据三角形 ABO_c 和三角形 oCO_c 相似、三角形 PBO_c 和三角形 pCO_c 相似得 $\frac{l_{AB}}{l_{oC}} = \frac{l_{AO_c}}{l_{oO_c}} = \frac{l_{PB}}{l_{pC}} = \frac{X_c}{x} = \frac{Z_c}{f} = \frac{Y_c}{y}$,当相机焦距 f 确定时,可得三维坐标系下相机坐标表达式为

$$Z_c \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \end{bmatrix} \quad (1)$$

Z_c 是相机光心与物体的距离即图像深度值,因此,根据图像的深度信息则可计算出点 P 的三维坐标。

基于以上坐标转换,可实现褐菇菇盖的轮廓尺寸测量和中心点的定位,过程如图 10 所示。首先,将已检测到的褐菇轮廓像素坐标提取并存储在像素

轮廓列表(P_1),然后融合深度相机采集的 P_1 中每一点的深度信息把轮廓像素坐标转换成世界坐标并存储在立体轮廓列表(P_2)。接着,在立体轮廓列表 P_2 中遍历所有点,任选图 10 三维坐标系褐菇轮廓中一点 A ,自点 A 起计算轮廓中其他任意一点与点 A 的距离,取最大值为点 A 对应的直径,最后,取列表 P_2 中所有点对应直径的平均值为褐菇直径,取裁剪图像的中心点为褐菇摘取的定位点,如图 10 中的 Key point 所示,实现褐菇尺寸测量和定位。

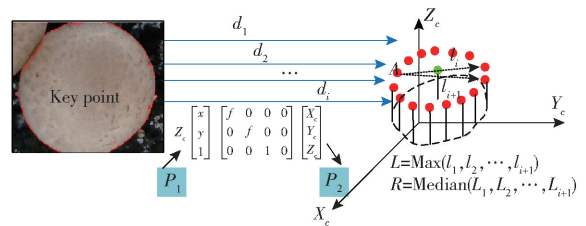


图 10 三维边缘尺寸测量和定位

Fig. 10 3D edge size measurement and positioning

实际的褐菇生长形状差异大,且由于图像采集视角、阴影等影响造成褐菇图像边缘凹陷,如图 11 中的 M_2 、 M_3 。对此,先对菇盖轮廓每点直径从大到小排序并进行线性拟合($y = kx + b$),求取每个菇盖轮廓拟合的 k 值。根据统计数据,菇盖形状规则的轮廓拟合的 $|k|$ 小,菇盖边缘凹陷的轮廓拟合的 $|k|$ 大,当 $|k| > 0.1$ 时视作褐菇图像边缘存在凹陷。当 $0.1 < |k| \leq 0.3$ 时取所有点所在直径从大到小的前 95% 的平均值作为褐菇直径,当 $|k| > 0.3$ 时取所有点所在直径从大到小的前 90% 平均值作为褐菇直径,当 $|k| \leq 0.1$ 时则取所有点所在直径的平均值作为褐菇直径。

4 试验

4.1 YOLO v5 模型训练和最优模型选择

使用褐菇训练集训练 YOLO v5 - TL 模型,根据测试集预测结果进行模型优选。其中,网络训练所

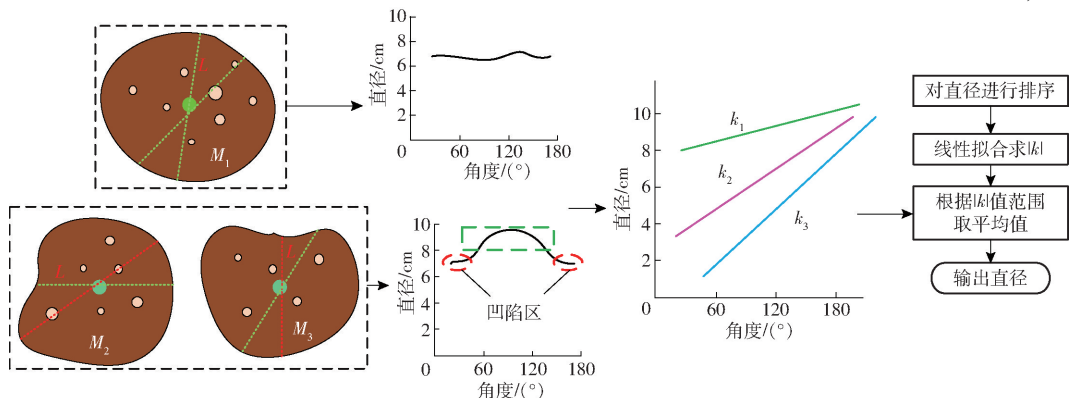


图 11 边缘动态尺寸估测图

Fig. 11 Edge dynamic dimension estimation diagram

寸测量平均精度为 88.14%，基于三维边缘信息直径动态尺寸测量法的菇盖尺寸测量平均精度为 96.13%，尺寸测量精度较二维法提高 7.99 个百分点。试验数据表明，基于褐菇三维边缘信息直径动态尺寸测量法对褐菇尺寸的测量精度较二维尺寸测量明显提高。

为评估本文方法适应光线变化的鲁棒性，进行两组褐菇光线变化检测试验，每组试验褐菇样本 12 个，共计 24 个样本，光线变化为顺光、遮光、逆光，现场测试结果如图 13 所示。试验相机均位于菇架侧方，距菇床边缘 38 cm，试验时 12 个褐菇位置保持不变，只改变测试环境光线，测试结果见表 3、4。

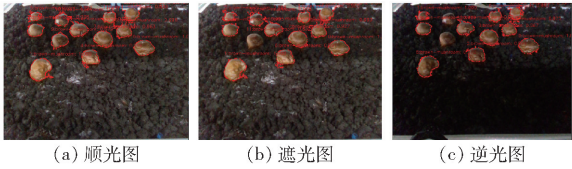


图 13 现场测试结果
Fig. 13 Field test results

表 3 尺寸测量结果 1

Tab. 3 Results 1 of size prediction of brown mushroom

编号	实测 值/mm	顺光		遮光		逆光		精度/ %
		预测 值/mm	误差/ mm	预测 值/mm	误差/ mm	预测 值/mm	误差/ mm	
		mm	mm	mm	mm	mm	mm	
1	84.01	82.94	1.07	82.51	1.50	82.13	1.88	98.23
2	76.82	77.85	1.03	74.04	2.78	73.46	3.36	96.89
3	65.28	63.27	2.01	62.79	2.49	62.95	2.33	96.51
4	70.44	72.51	2.07					
5	76.38	74.50	1.88	73.89	2.49			
6	89.97	87.98	1.99	90.95	0.98	87.12	2.85	97.84
7	76.55	75.78	0.77	74.13	2.42	73.63	2.92	97.34
8	74.32	72.10	2.22	72.60	1.72	72.45	1.87	97.39
9	94.01	95.61	1.60	94.85	0.84	95.21	1.20	98.71
10	75.33	77.46	2.13	73.08	2.25	72.24	3.09	96.69
11	82.06	84.18	2.12	81.92	0.14	80.12	1.94	98.29
12	74.35	71.50	2.85	72.56	1.79	71.52	2.83	96.65

由表 3、4 可见，顺光情况下基于 YOLO v5 - TL 模型的 12 个褐菇均能成功识别；在遮光和逆光情况下分别漏检 1 个和 2 个，整体识别成功率为 91.67%。基于三维边缘信息直径动态尺寸测量法的菇盖尺寸测量结果 1、结果 2 平均精度分别为 97.45%、97.10%，两组试验整体平均精度为

表 4 尺寸测量结果 2

Tab. 4 Results 2 of size prediction of brown mushroom

编号	实测 值/ mm	顺光		遮光		逆光		精度/ %
		预测 值/ mm	误差/ mm	预测 值/ mm	误差/ mm	预测 值/ mm	误差/ mm	
		mm	mm	mm	mm	mm	mm	
1	87.23	89.54	2.31	90.17	2.94	90.31	3.08	96.82
2	79.16	81.37	2.21	76.43	2.73	81.67	2.51	96.86
3	75.24	77.88	2.64	77.26	2.02			
4	83.48	84.68	1.20	84.79	1.31	85.29	1.81	98.28
5	87.12	89.15	2.03	85.89	1.23	86.02	1.10	98.33
6	72.23	73.49	1.26	75.24	3.01	74.88	2.65	96.81
7	79.35	82.35	3.00	77.12	2.23	76.39	2.96	96.56
8	84.57	82.56	2.01	82.06	2.51	81.54	3.03	97.02
9	81.17	83.67	2.50	83.78	2.61	83.12	1.95	97.10
10	77.41	80.05	2.64					
11	80.26	83.21	2.95	82.94	2.68	83.04	2.78	96.51
12	78.39	80.97	2.58	76.11	2.28	75.52	2.87	96.71

97.28%，直径测量误差 ± 4 mm，单帧图像平均处理时间为 50 ms。顺光和部分遮光的菇盖测试精度优于逆光情况的测量，由于逆光情况下菇盖边缘存在阴影造成轮廓提取不精准，进而影响三维边缘轮廓坐标提取。

5 结论

(1) 针对菇床表面高低起伏、菌丝密布、光线昏暗复杂环境下，褐菇自动化视觉采收困难的问题，提出一种基于 YOLO v5 - TL 结合褐菇三维边缘信息直径动态估测法的识别-测量-定位一体化方法。构建褐菇目标检测的 YOLO v5 - TL 模型，实现在复杂菌丝背景下快速识别褐菇；融合锚框区域褐菇边缘点深度提取褐菇轮廓三维信息，结合褐菇三维边缘信息直径动态估测法实现褐菇菇盖尺寸精确测量和中心点定位。

(2) 对比研究三维边缘信息直径动态估测法进行尺寸测量时，不同光照对褐菇视觉识别测量的影响，试验结果表明，菇床昏暗环境下褐菇识别成功率为 91.67%；光照情况下褐菇识别成功率达 100%；三维测量法菇盖的尺寸测量平均精度为 97.28%，具有较好的鲁棒性；对分辨率为 1 280 像素 $\times$ 720 像素的单帧图像平均处理时间为 50 ms。试验结果表明，本文方法可以满足工厂环境下褐菇的自动化采摘需求。

参 考 文 献

[1] RATHORE H, PRASAD S, SHARMA S. Mushroom nutraceuticals for improved nutrition and better human health: a review [J]. Pharma Nutrition, 2017, 5(2): 35 - 46.

[2] VALVERDE J. Harvesting and processing of mushrooms[J]. Edible and Medicinal Mushrooms: Technology and Applications, 2017, 9(1): 261 - 270.

[3] ZHOU H, WANG X, AU W, et al. Intelligent robots for fruit harvesting: recent developments and future challenges[J].

- Precision Agriculture, 2022, 23: 1 – 52.
- [4] ISLAM F, UDDIN M S, BANSAL J C. Harvesting robots for smart agriculture[M]//Computer Vision and Machine Learning in Agriculture, Volume 2. Springer, Singapore, 2022: 1 – 13.
 - [5] WANG Z, FAN J, JING F, et al. An efficient calibration method of line structured light vision sensor in robotic eye-in-hand system[J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 20(11): 6200 – 6208.
 - [6] TOKUDA F, ARAI S, KOSUGE K. Convolutional neural network-based visual servoing for eye-to-hand manipulator[J]. IEEE Access, 2021, 9: 91820 – 91835.
 - [7] 刘继展. 温室采摘机器人技术研究进展分析[J]. 农业机械学报, 2017, 48(12): 1 – 18.
 - LIU Jizhan. Research progress analysis of robotic harvesting technologies in greenhouse[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(12): 1 – 18. (in Chinese)
 - [8] 王风云, 郑纪业, 赵佳, 等. 基于机器视觉的双孢蘑菇分级算法[J]. 江苏农业科学, 2018, 46(13): 193 – 197.
 - [9] SONI M T S N, PARSAI M P. Performance of video streaming based on canny edge detection algorithm[J]. International Journal of Scientific Research & Engineering Trends, 2022, 8: 885 – 890.
 - [10] MAURYA P, SINGH N P. Mushroom classification using feature-based machine learning approach[C]//Proceedings of 3rd International Conference on Computer Vision and Image Processing. Springer, Singapore, 2020: 197 – 206.
 - [11] WANG Y, DU J, ZHANG H, et al. Mushroom toxicity recognition based on multigrained cascade forest[J]. Scientific Programming, 2020, 8: 8849011.
 - [12] JIANG D, LI G, SUN Y, et al. Manipulator grabbing position detection with information fusion of color image and depth image using deep learning[J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2021, 12(12): 10809 – 10822.
 - [13] LI Y, HE L, JIA J, et al. In-field tea shoot detection and 3D localization using an RGB – D camera[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 185: 106149.
 - [14] CENGİL E, ÇINAR A. Poisonous mushroom detection using YOLO v5[J]. Turkish Journal of Science and Technology, 2021, 16(1): 119 – 127.
 - [15] 王玲, 徐伟, 杜开炜, 等. 基于 SR300 深度相机的褐蘑菇原位测量技术[J]. 农业机械学报, 2018, 49(12): 13 – 19, 108.
 - WANG Ling, XU Wei, DU Kaiwei, et al. Portabella mushrooms measurement in situ based on SR300 depth camera[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(12): 13 – 19, 108. (in Chinese)
 - [16] 苏仕芳, 乔焰, 饶元. 基于迁移学习的葡萄叶片病害识别及移动端应用[J]. 农业工程学报, 2021, 37(10): 127 – 134.
 - SU Shifang, QIAO Yan, RAO Yuan. Recognition of grape leaf diseases and mobile application based on transfer learning[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(10): 127 – 134. (in Chinese)
 - [17] JIANG P, ERGU D, LIU F, et al. A review of yolo algorithm developments[J]. Procedia Computer Science, 2022, 199: 1066 – 1073.
 - [18] EZAT W A, DESSOUKY M M, ISMAIL N A. Evaluation of deep learning YOLOv3 algorithm for object detection and classification[J]. Menoufia Journal of Electronic Engineering Research, 2021, 30(1): 52 – 57.
 - [19] MISHRA P, PASSOS D. Realizing transfer learning for updating deep learning models of spectral data to be used in new scenarios[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2021, 212: 104283.
 - [20] QI Y, YANG Z, SUN W, et al. A comprehensive overview of image enhancement techniques[J]. Archives of Computational Methods in Engineering, 2022, 29: 583 – 607.
 - [21] HIRATA N S T, PAPA KOSTAS G A. On machine-learning morphological image operators[J]. Mathematics, 2021, 9(16): 1854.
 - [22] YANG D, PENG B, AL-HUDA Z, et al. An overview of edge and object contour detection[J]. Neurocomputing, 2022, 488: 470 – 493.
 - [23] LIN J A, CHIU C T, CHENG Y Y. Object detection in RGB – D images via anchor box with multi-reduced region proposal network and multi-pooling[J]. Journal of Signal Processing Systems, 2021, 93(10): 1219 – 1233.
 - [24] WANG L, ZHANG L, ZHU Y, et al. Progressive coordinate transforms for monocular 3d object detection[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2021, 34: 13364 – 13377.

(上接第 313 页)

- [34] WARREN C, GIANOPOULOS A, GIANNAKIS I. gprMax: open source software to simulate electromagnetic wave propagation for ground penetrating radar[J]. Computer Physics Communications, 2016, 209: 163 – 170.
- [35] BREIMAN L. Random forests[J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5 – 32.
- [36] BREIMAN L, FRIEDMAN J H, OLSHEN R A, et al. Classification and regression trees[M]. Routledge, 1984.
- [37] GEURTS P, ERNST D, WEHENKEL L. Extremely randomized trees[J]. Machine Learning, 2006, 63(1): 3 – 42.
- [38] KRAMER O. Dimensionality reduction with unsupervised nearest neighbors[M]. Springer, 2013.
- [39] HASTIE T, TIBSHIRANI R, FRIEDMAN J. The elements of statistical learning[M]. Springer, 2009.
- [40] FREUND Y, SCHAPIRE R E. A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting[J]. Journal of Computer and System Sciences, 1997, 55(1): 119 – 139.
- [41] BREIMAN L. Bagging predictors[J]. Machine Learning, 1996, 24(2): 123 – 140.
- [42] 朱安宁, 吉丽青, 张佳宝, 等. 不同类型土壤介电常数与体积含水量经验关系研究[J]. 土壤学报, 2011, 48(2): 263 – 268.
- ZHU Anning, JI Liqing, ZHANG Jiabao, et al. Empirical relationship between soil dielectric constant and volumetric water content in various soils[J]. Acta Pedologica Sinica, 2011, 48(2): 263 – 268. (in Chinese)
- [43] 李光辉, 徐汇, 刘敏. 基于探地雷达杂波抑制与偏移成像的树木根系定位方法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(3): 206 – 214.
- LI Guanghui, XU Hui, LIU Min. Tree-root localization method based on migration imaging with clutter suppressed in ground-penetrating radar[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(3): 206 – 214. (in Chinese)