

基于 YOLO v5m 的红花花冠目标检测与空间定位方法

郭 辉 陈海洋 高国民 周 伟 武天伦 邱兆鑫

(新疆农业大学机电工程学院, 乌鲁木齐 830052)

摘要: 针对红花采摘机器人田间作业时花冠检测及定位精度不高的问题,提出了一种基于深度学习的目标检测定位算法(Mobile safflower detection and position network,MSDP-Net)。针对目标检测,本文提出了一种改进的 YOLO v5m 网络模型 C-YOLO v5m,在 YOLO v5m 主干网络和颈部网络插入卷积块注意力模块,使模型准确率、召回率、平均精度均值相较于改进前分别提高 4.98、4.3、5.5 个百分点。针对空间定位,本文提出了一种相机移动式空间定位方法,将双目相机安装在平移台上,使其能在水平方向上进行移动,从而使定位精度一直处于最佳范围,同时避免了因花冠被遮挡而造成的漏检。经田间试验验证,移动相机式定位成功率为 93.79%,较固定相机式定位成功率提升 9.32 个百分点,且在 X、Y、Z 方向上移动相机式定位方法的平均偏差小于 3 mm。将 MSDP-Net 算法与目前主流目标检测算法的性能进行对比,结果表明,MSDP-Net 的综合检测性能均优于其他 5 种算法,其更适用于红花花冠的检测。将 MSDP-Net 算法和相机移动式定位方法应用于自主研发的红花采摘机器人上进行采摘试验。室内试验结果表明,在 500 次重复试验中,成功采摘 451 朵,漏采 49 朵,采摘成功率 90.20%。田间试验结果表明,在选取垄长为 15 m 范围内,盛花期红花花冠采摘成功率大于 90%。

关键词: 红花采摘机器人;深度学习;目标检测;空间定位

中图分类号: TP391.4; S24

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2023)07-0272-10

OSID:



Safflower Corolla Object Detection and Spatial Positioning Methods Based on YOLO v5m

GUO Hui CHEN Haiyang GAO Guomin ZHOU Wei WU Tianlun QIU Zhaoxin
(College of Mechanical and Electrical Engineering, Xinjiang Agricultural University, Urumqi 830052, China)

Abstract: Aiming at the problem of low accuracy of corolla detection and position during field operation of safflower picking robots, a deep learning-based object detection and position algorithm, mobile safflower detection and position network,MSDP-Net, was proposed. For object detection, an improved YOLO v5m model was proposed. By inserting the convolutional block attention module, the model precision, recall and mean average precision were improved by 4.98, 4.3 and 5.5 percentage points, respectively, compared with those before the improvement. For spatial position, a camera-moving spatial position method was proposed, which kept the position accuracy in the best range and avoided the missed detection caused by the obstructed corolla at the same time. The experimental verification showed that the success rate of mobile camera-based positioning was 93.79%, which was 9.32 percentage points higher than that of fixed camera-based positioning, and the average deviation of mobile camera-based positioning method in X, Y and Z directions was less than 3 mm. The MSDP-Net algorithm had better performance compared with five mainstream object detection algorithms and was more suitable for the detection of safflower corolla. The MSDP-Net algorithm and the camera mobile position method were applied to the self-developed safflower picking robot for picking experiments. The indoor test results showed that among 500 replicate tests, totally 451 were successfully picked and 49 were missed, with a picking success rate of 90.20%. The field test results showed that the success rate of safflower corolla picking was greater than 90% within the selected monopoly length of 15 m.

Key words: safflower picking robot; deep learning; object detection; spatial positioning

收稿日期: 2023-03-30 修回日期: 2023-05-17

基金项目: 新疆维吾尔自治区自然科学基金项目(2022D01A177)

作者简介: 郭辉(1979—),男,副教授,博士生导师,主要从事特色作物采收关键技术与装备研究,E-mail: gh97026@126.com

0 引言

红花是一种集药用、油料为一体的特种经济作物,我国红花产地主要分布在新疆,占全国 80% 左右^[1-3]。由于红花花球多批次开花,花冠高低不一,采用传统机械化采收比较困难^[4-5]。人工采摘成本在红花产收成本中占比最大^[6-7]。而红花采摘机器人可有效解决上述问题。由于红花生长环境为非结构化环境^[8],且花冠小、姿态朝向各异,不易识别,因此红花花冠的目标检测与定位成为红花采摘机器人的关键技术。

目前针对花朵的目标检测大多采用传统目标检测方法,即利用花朵的颜色以及形状信息,通过人为提取图像特征完成花朵图像的分割^[9-10]。崔明等^[11]针对草莓花朵图像特点,采用改进 K 均值聚类方法完成图像的分割,并利用形态学处理和连通区域特征分析提取花朵区域目标,完成对草莓花朵的识别。JASON 等^[12]采用远近识别相结合的方法,使用相机对目标区域进行识别,根据花朵颜色特征利用分类器提取图像中可能存在花朵区域,再用迁移学习的方法判断在此区域中是否存在花朵目标。在近距离识别中使用 RGB-D 相机(深度相机)以及实时定位与地图构建技术(Simultaneous localization and mapping, SLAM)对植株进行重构,再用分类算法对重构的植株图像中的花朵进行识别,总体准确率达到 78.6%。

近几年,随着深度学习技术的快速发展,基于深度学习的目标检测方法在花朵目标检测领域中的应用也十分广泛。WILLIAMS 等^[13]采用深度学习方法,通过 Faster R-CNN 网络算法对猕猴桃花朵数据集进行训练,模型平均精度为 85.3%。DIAS 等^[14]采用一种对杂乱和光照条件变化具有鲁棒性的花卉识别技术,对深度卷积神经网络进行调整,训练得到的模型准确率和召回率都高于 90.0%。TIAN 等^[15]采用多类别单次检测(Single shot multibox detector, SSD)深度学习方法,利用牛津大学出版的花卉数据集 VOC2007 和 VOC2012 进行训练,前者平均准确率为 83.6%,后者平均准确率为 87.0%,并可以检测多个目标花卉。赵春江等^[16]提出一种基于级联卷积神经网络的番茄花期识别检测方法,在玻璃温室环境下准确率为 76.67%。熊俊涛等^[17]通过深度语义分割算法对荔枝花识别与分割,平均检测精度为 87%。

针对红花检测,张天勇等^[18]通过对比花丝颜色特征,运用色差法分析。选用最大类间方差法提取花丝轮廓,并通过红花丝团簇状特征,提出改进的形

态学处理方法。最后结合改进质心法和最大内切圆法,确定花丝二维中心点坐标。在盛花期检测准确率为 93.3%,在败花期检测准确率为 53.3%。综上所述,传统目标检测方法提取的花朵特征有限,识别精度较低,适用性较差,且传统目标检测方法缺乏学习能力,不能根据图像的变化进行自动调整。本文提出一种基于深度学习的移动式红花目标检测定位算法(Mobile safflower detection and position network, MSDP-Net)。该算法主要由红花花冠目标检测算法以及红花花冠空间定位算法两部分组成,以期能够准确地检测出盛花期红花花冠,并输出其三维空间坐标。

1 红花花冠目标检测

1.1 数据收集

2022 年 7 月在新疆维吾尔自治区昌吉回族自治州吉木萨尔县红旗农场采集红花图像共计 3 200 幅,并采用随机角度旋转、随机缩放、加入随机噪点等数据增强方法,将红花图像数据集扩展至 6 400 幅,并将其按照比例 7:2:1 随机划分为训练集、测试集和验证集,其中训练集 4 480 幅、验证集 1 280 幅、测试集 640 幅。李彤彤^[6]将红花开花过程分为 4 个阶段,分别为花蕾期、初花期、盛花期和败花期,如图 1 所示。盛花期为符合本机器人采摘条件和经济效益的最佳时期^[19-20]。在不错标、不重标、不漏标的原则下,使用 Make Sense^[21]工具对每幅图像的盛花期红花花冠进行标注,得到其对应的标签文件,从而完成数据集建立。

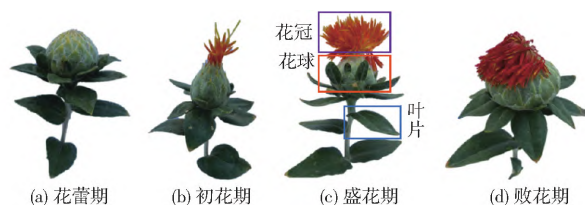


图 1 4 种不同花期的红花花冠

Fig. 1 Four different stages of safflower corolla

1.2 YOLO v5 模型选择

本文基于 YOLO v5 算法^[22-23],提出一种改进的 YOLO v5 算法,用于红花花冠的目标检测。利用同一红花数据集对 YOLO v5 的 6 种架构^[24]进行训练,得到 YOLO v5-Lite、YOLO v5s、YOLO v5n、YOLO v5m、YOLO v5l 以及 YOLO v5x 6 种模型,并采用准确率(Precision, P)、召回率(Recall, R)、平均精度均值(Mean average precision, mAP)、帧速率(Frames per second, FPS)和模型内存占用量(Model size, Ms)作为衡量模型性能的主要指标,模型各项指标对比结果如表 1 所示。

表 1 模型性能指标对比

Tab.1 Comparison of model performance metrics

模型	准确率/%	召回率/%	平均精度均值/%	帧速率/(f·s ⁻¹)	模型内存占用量/MB
YOLO v5-Lite	80.30	85.10	86.61	189	6.71
YOLO v5s	85.91	87.18	88.72	166	28.21
YOLO v5n	89.40	88.31	90.59	151	41.20
YOLO v5m	90.23	89.83	91.23	127	83.16
YOLO v5l	92.09	86.12	93.51	102	122.37
YOLO v5x	94.82	87.50	94.00	45	203.21

为了对以上 6 种模型进行更准确的性能评估,首先对各模型的指标进行归一化处理,以消除不同度量之间的量纲差异。采用 Min - Max 归一化方法^[25],将每个指标映射到 0 ~ 1 之间。其次根据实际应用场景以及研究目标为各项指标分配以下权重: $W_{\text{Precision}} = 0.2$; $W_{\text{Recall}} = 0.3$; $W_{\text{mAP}} = 0.2$; $W_{\text{FPS}} = 0.2$; $W_{\text{Model size}} = -0.1$ (负权重,较小的模型在实际应用中更具优势)。根据上述权重分配计算每个模型的加权得分,计算式为

$$P_w = 0.2 \frac{P - P_{\min}}{P_{\max} - P_{\min}} + 0.3 \frac{R - R_{\min}}{R_{\max} - R_{\min}} + 0.2 \frac{mAP - mAP_{\min}}{mAP_{\max} - mAP_{\min}} + 0.2 \frac{FPS - FPS_{\min}}{FPS_{\max} - FPS_{\min}} - 0.1 \frac{Ms - Ms_{\min}}{Ms_{\max} - Ms_{\min}} \quad (1)$$

YOLO v5 6 种模型的综合加权得分结果如表 2 所示。

表 2 6 种模型的综合加权得分

Tab.2 Comprehensive weighted scores of six models

模型	YOLO v5-Lite	YOLO v5s	YOLO v5n	YOLO v5m	YOLO v5l	YOLO v5x
P_w	0.200	0.422	0.562	0.629	0.425	0.453

根据表 2 可知,YOLO v5m 的综合加权得分在 6 种模型中最高。因此 YOLO v5m 针对红花花冠的目标检测更具有优势。

1.3 YOLO v5m 模型优化

为了进一步提升对红花花冠的检测精度,对 YOLO v5m 模型引入卷积块注意力模块 (CBAM)^[26-27]。CBAM 模块可以自适应地对输入的特征图进行调整,从而提升网络的性能和泛化能力^[28]。CBAM 模块由通道注意力模块 (CAM) 以及空间注意力模块 (SAM) 两部分组成,其结构示意图如图 2 所示。

通道注意力模块利用通道之间的关联性来提取图像的重要特征,从而更好地区分不同的目标。该

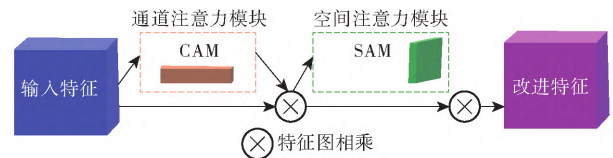


图 2 CBAM 模块结构示意图

Fig.2 CBAM structure

模块先对卷积层的输出进行全局平均池化和全局最大池化,得到每个通道的全局特征图,然后将其输入到 2 个全连接层中,分别学习每个通道的权重,最后将权重应用到每个通道的特征图上,从而得到加权后的特征图,如图 3 所示。

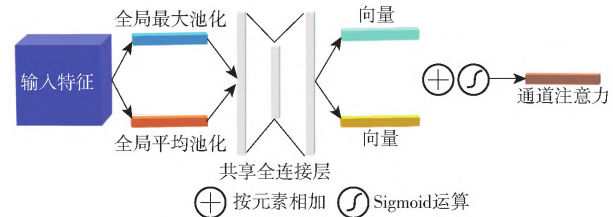


图 3 通道注意力模块结构示意图

Fig.3 Channel attention module structure

空间注意力模块利用空间之间的关联性来提取图像的重要特征。该模块的实现方式类似于通道注意力模块,但是在全连接层中需要学习每个空间位置的权重,最后将权重应用到每个空间位置的通道上,从而得到加权后的特征图,如图 4 所示。

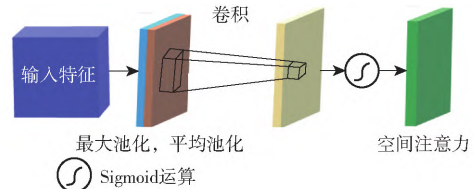


图 4 空间注意力模块结构示意图

Fig.4 Spatial attention module structure

将 CBAM 模块插入到主干网络的最后 1 个卷积层和颈部网络的第 1 个卷积层之间以及颈部网络的最后 1 个卷积层之后,分别用于增强特征图的表达能力以及增强输出特征图的判别能力。改进后的 C-YOLO v5m 网络结构如图 5 所示。

2 红花花冠空间定位

2.1 相机移动式空间定位方法

采用双目视觉技术来对红花花冠进行空间定位,双目相机选用 Stereolabs 公司生产的 ZED2 双目相机^[29]。将双目相机连接在由步进电机驱动的滚珠丝杆平移台上,使其能够在采摘机器人左右方向上移动,如图 6 所示。红花花冠空间定位流程如图 7 所示。

系统上电后机器人移动到待作业区域,同时目标检测定位系统归零,进入待机状态。开始作业后

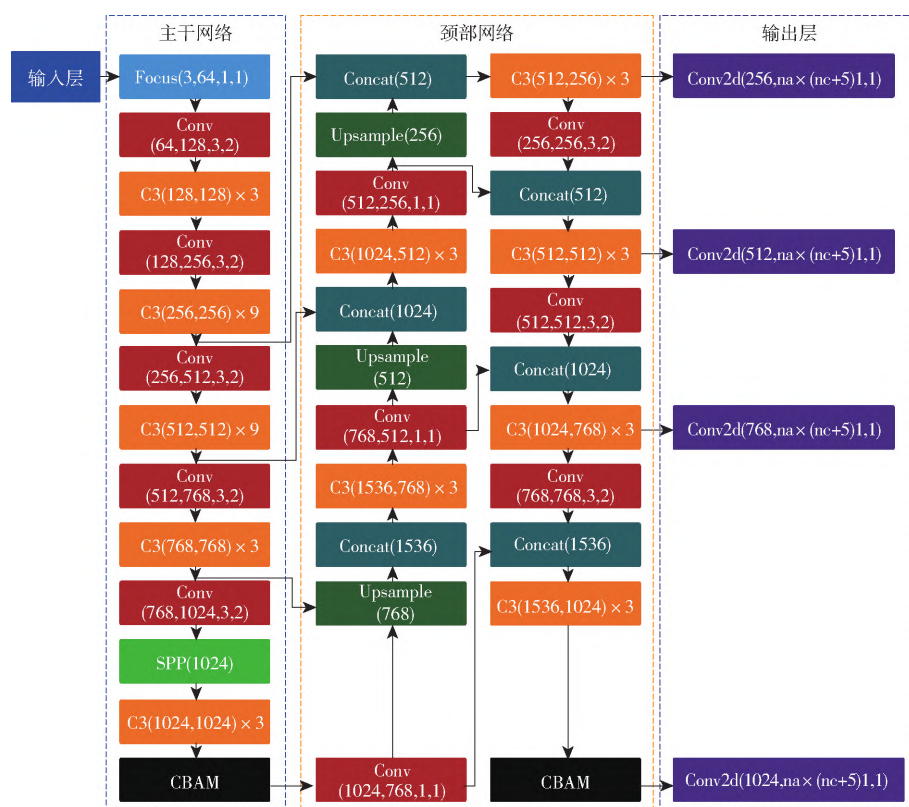


图5 C-YOLO v5m 网络结构示意图

Fig. 5 C-YOLO v5m network architecture

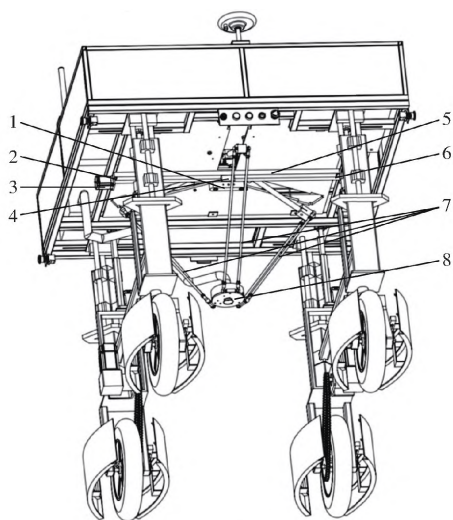


图6 目标检测定位系统位置结构示意图

Fig. 6 Safflower object detection and positioning system structural diagram

1. ZED2 双目相机 2. 左限位开关 3. 步进电机 4. 平移台 5. 滚珠丝杆 6. 右限位开关 7. 并联机械臂 8. 采摘头

判断当前检测区域内是否有红花花冠,如没有,则平移台带动双目相机移动到下一块检测区域,并重新进行判断,双目相机移动示意如图8所示。

如检测到红花花冠,则将红花花冠二维检测框中心点坐标 (X, Y) 输入到 ZED2 双目相机的深度感知 Stereo Vision 算法^[30]中,得到二维检测框中心点的深度 Z 。将红花花冠三维空间坐标 (X, Y, Z) 通过

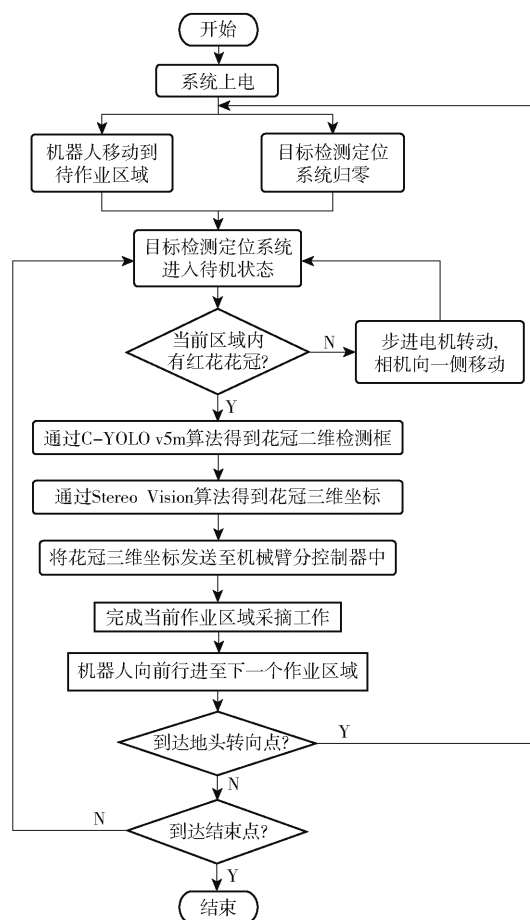


图7 红花花冠空间定位流程图

Fig. 7 Flowchart of safflower corolla position

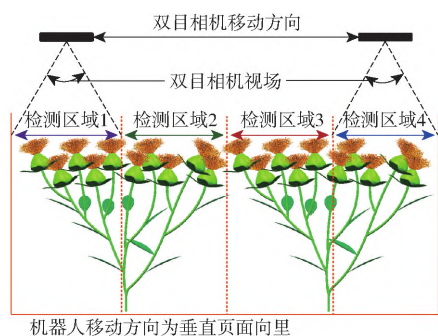


图8 双目相机移动示意图

Fig.8 Schematic of binocular camera movement

CAN 总线发送至机器人采摘机械臂分控制器中,完成此检测区域的采摘工作。当完成所有4个检测区域采摘工作后,机器人向前行进至下一片作业区域,并判断是否到达垄行尽头的转向点,如到达转向点,则机器人转向后重新移动到待作业区域并重复以上步骤。如没有到达转向点,则判断机器人是否到达结束点,如没有到达结束点,则目标检测定位系统重新进入待机状态并重复以上步骤。如到达结束点,则结束红花花冠目标检测与定位并退出。

2.2 双目相机内参标定

通过标定双目相机内参来得到图像像素坐标系到相机坐标系的转换关系。采用张正友标定法^[31]标定双目相机内参,标定结果如表3所示。

表3 ZED2 双目相机内参

Tab.3 Intrinsic parameters of ZED2 stereo camera

	左目	右目
内参矩阵	$\begin{bmatrix} 554.05 & 0 & 575.77 \\ 0 & 554.05 & 359.47 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 554.05 & 0 & 575.77 \\ 0 & 554.05 & 359.48 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$
畸变系数	$k_1 = -0.0496$	$k_1 = -0.0539$
	$k_2 = 0.0226$	$k_2 = 0.0328$
	$p_1 = -0.0000$	$p_1 = -0.0000$
	$p_2 = -0.0013$	$p_2 = -0.0013$
	$k_3 = -0.0103$	$k_3 = -0.0103$

图像像素坐标系到相机坐标系的转换关系为

$$Z \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & u_0 \\ 0 & f_y & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中 (u, v) ——像素坐标系下坐标,像素

f_x, f_y ——等效焦距,mm

(u_0, v_0) ——图像中心像素坐标,像素

(X, Y, Z) ——相机坐标系下坐标,mm

为了使得到的图像坐标更为准确,需要消除由于透镜成像和安装误差产生的畸变,即

$$X_c = X(1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6) + 2p_1 XY + p_2(r^2 + 2X^2) \quad (3)$$

$$Y_c = Y(1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6) + 2p_1 XY + p_2(r^2 + 2Y^2) \quad (4)$$

其中

$$r^2 = X^2 + Y^2$$

式中 (X, Y) ——校正前坐标,mm

(X_c, Y_c) ——校正后坐标,mm

k_1, k_2, k_3 ——径向畸变系数

p_1, p_2 ——切向畸变系数

2.3 双目相机外参标定

在实际双目相机使用过程中,除了标定双目相机的内参外,还需要标定双目相机的外参来获取相机坐标系到机械臂坐标系的转换关系。双目相机坐标系定义其坐标原点位于左目相机光心 O_c 处, Z 轴指向相机正前方, X 轴与基线平行指向右侧镜头,左手大拇指指向 Z 轴, X 轴沿四指方向旋转 90° 为 Y 轴正方向。机械臂坐标系定义其坐标原点位于机械臂静平台中心点 O_v 处, Z 轴垂直地面指向正下方, Y 轴平行于地面指向机器人前进方向, X 轴平行于地面指向机器人的右侧,如图9所示。

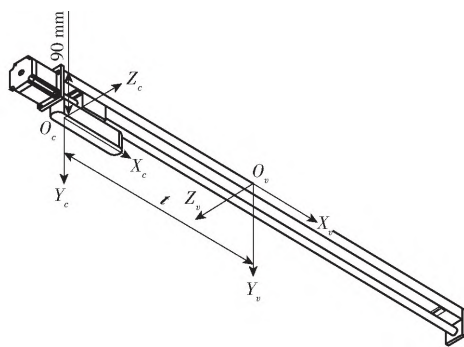


图9 相机坐标系和机械臂坐标系示意图

Fig.9 Illustration of camera coordinate system and robotic arm coordinate system

相机坐标系到机械臂坐标系绕 X, Y, Z 轴旋转的角度 α, θ, β 用1个 3×3 的旋转矩阵 R 来表示。相机坐标系原点到机械臂坐标系原点沿 X, Y, Z 轴平移的距离 $\Delta x, \Delta y, \Delta z$ 用一个 3×1 的平移向量 T 来表示,相机坐标系到机械臂坐标系转换的数学模型为

$$\begin{bmatrix} X_v \\ Y_v \\ Z_v \end{bmatrix} = R \begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \end{bmatrix} + T \quad (5)$$

式中 (X_v, Y_v, Z_v) ——机械臂坐标系坐标,mm

(X_c, Y_c, Z_c) ——相机坐标系坐标,mm

将相关参数代入式(5),可得

$$\begin{bmatrix} X_v \\ Y_v \\ Z_v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & 0 & -\sin\theta \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin\theta & 0 & \cos\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -|t| \\ 90 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中 θ ——相机坐标系绕 Y_c 轴旋转角,取 180°

t ——相机坐标系原点 O_c 沿 X_c 轴的平移向量
偏差

2.4 相机移动式空间定位坐标转换

针对在目标检测过程中的遮挡问题,将双目相机安装在平移台上,以最大程度消除在目标检测中机器零部件对花冠的遮挡、红花植株对花冠的遮挡以及花冠与花冠之间的遮挡,如图 10 所示。

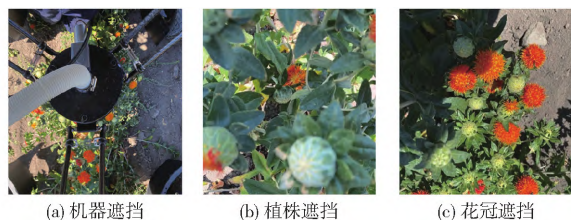


图 10 目标检测过程中的遮挡

Fig. 10 Target occlusion illustration

读取步进电机控制器在运行过程中的脉冲数来计算出相机的移动距离,完成在移动定位时的坐标转换。本文带动滚珠丝杆的步进电机的控制器选用 Arduino UNO^[32] 单片机;步进电机为 57 系两相步进电机,步距角为 1.8° ;步进电机驱动器为普菲德 TB6600(默认细分 1);滚珠丝杆导程 P_h 为 4 mm,总长为 1 070 mm,左限位开关到右限位开关的距离为 1 000 mm,相机移动距离计算式为

$$l = \frac{N}{200} P_h \quad (7)$$

式中 l ——相机的移动距离,mm

N ——脉冲数,个

$|t| = 500 - l$,通过替换式(6)中的 $|t|$,可得

$$\begin{bmatrix} X_v \\ Y_v \\ Z_v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & 0 & -\sin\theta \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin\theta & 0 & \cos\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -\left(500 - \frac{N}{50}\right) \\ 90 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (8)$$

整合红花花冠目标检测算法和红花花冠空间定位算法,得到 MSDP-Net 算法。该算法能够从复杂背景中检测出红花花冠并获取其二维检测框,并对检测出的红花花冠进行空间定位,经坐标转换后输出红花花冠的三维空间坐标。MSDP-Net 算法原理如图 11 所示。

3 试验与结果分析

将 MSDP-Net 算法和相机移动式定位方法应用于自主研发的红花采摘机器人控制系统中,完成对红花花冠的目标检测和空间定位,控制机械臂依据定位信息完成采摘作业。

3.1 试验设置

模型训练的硬件环境采用的 CPU 为 13th Gen

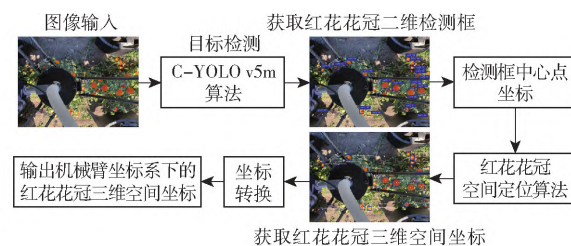


图 11 MSDP-Net 算法原理图

Fig. 11 Principle of MSDP-Net algorithm

Intel(R) Core(TM) i9-13900KF@3.00 GHz, GPU 为 NVIDIA GeForce RTX 4090 24 GB,内存为 Kingston DDR5 5600 MHz(16 GB×4),操作系统为 Windows 11,网络训练框架选用 Pytorch,并配有并行计算平台 CUDA 11.1 以及 CUDA 深度神经网络加速库 cuDNN v8.0.5。训练轮数为 300,批次大小为 16,图像尺寸为 640 像素×480 像素进行训练。

试验于 2022 年 7 月 3—10 日在新疆维吾尔自治区昌吉回族自治州吉木萨尔县红旗农场二分场红花种植基地(44.294 13°N,89.011 20°E)进行试验,试验地垄宽 1 m,垄距 0.5 m,红花植株高度分布在 350~750 mm 之间。

3.2 目标检测性能试验

采用准确率、召回率、平均精度均值、每秒传输帧数和模型内存占用量作为衡量目标检测模型性能的指标。在相同条件下,分别对优化前和优化后的 YOLO v5m 模型性能进行了试验,用两种模型对红花花冠图像验证集进行检测。检测效果如图 12 所示,图中检测框上方的 saf 表示类别名称,名称后方的数字表示该类别的置信度。试验结果如表 4 所示。

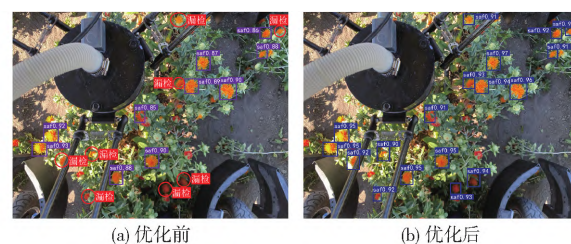


图 12 优化前后检测效果对比

Fig. 12 Comparison of detection results before and after optimization

根据表 4 可知,优化后的 YOLO v5m 模型准确率、召回率以及平均精度均值都有不同程度的提升,准确率从 90.22% 增加至 95.20%,提高 4.98 个百分点,召回率从 89.81% 增加至 94.11%,提高 4.3 个百分点,平均精度均值从 91.23% 增加至 96.73%,提高 5.5 个百分点,每秒传输帧数没有变化,模型内存占用量有小幅增加。总体来说,YOLO v5m 网络引入 CBAM 模块有效地提高了模型

表 4 优化前后模型各项指标

Tab.4 Various indicators of model before and after optimization

模型	准确率/%	召回率/%	平均精度均值/%	帧速率/(f·s ⁻¹)	模型内存占用量/MB
YOLO v5m	90.22	89.81	91.23	127	83.16
C-YOLO v5m	95.20	94.11	96.73	127	83.72

性能,增加了目标检测算法鲁棒性。

3.3 经典目标检测算法性能对比

为突出 MSDP-Net 算法的优越性,在相同条件下对 Faster R-CNN、YOLO v3、YOLO v4、YOLO v6 和 YOLO v7 5 种经典目标检测算法的性能进行测试,并与 MSDP-Net 算法进行对比,结果如表 5 所示。

表 5 经典目标检测算法性能对比

Tab.5 Performance comparison of classic object detection algorithms

算法	准确率/%	召回率/%	平均精度均值/%	帧速率/(f·s ⁻¹)	模型内存占用量/MB
Faster R-CNN	82.60	78.81	81.23	21	92.16
YOLO v3	89.22	86.49	89.10	57	102.31
YOLO v4	89.67	83.21	89.55	53	95.67
YOLO v6	91.31	90.36	91.10	69	87.79
YOLO v7	91.77	90.65	92.33	88	91.10
MSDP-Net	95.20	94.11	96.73	127	83.72

根据表 5 可知,相较于其他 5 种经典目标检测算法,本文提出的 MSDP-Net 算法检测准确率高、检测速度快、占用内存小,表现出优异的检测性能,满足采摘机器人要求。

3.4 空间定位性能试验

为验证红花花冠空间定位的性能,随机选取 1 垄红花,在垄长 3 m 范围内共计 161 朵盛花期红花花冠。分别采用固定相机式和移动相机式定位方法对区域内 161 朵花冠进行空间定位。采用 5 线激光水平仪和瑞士 Dimetix AG 公司生产的 DAN-10-150 型激光测距仪(精度 ±0.5 mm),测量出每朵花冠的真实坐标,将空间定位算法得到的输出坐标与真实坐标进行对比,输出坐标与真实坐标在 X、Y、Z 任意一个方向上的偏差大于 5 mm 就认为该朵花冠定位失败。试验结果如表 6 所示,2 种定位方法分别在 X、Y、Z 轴方向上的偏差分布示意如图 13 所示。

表 6 空间定位试验结果

Tab.6 Position experiment results

定位方法	花冠总数/朵	定位成功数/朵	定位失败数/朵	定位成功率/%
固定相机	161	136	25	84.47
移动相机	161	151	10	93.79

根据图 13 可以看出,满足机器人采摘条件的最大偏差为 5 mm,输出坐标在 X、Y、Z 任意 1 个方向上的偏差大于 5 mm 都会导致机器人采摘失败。由

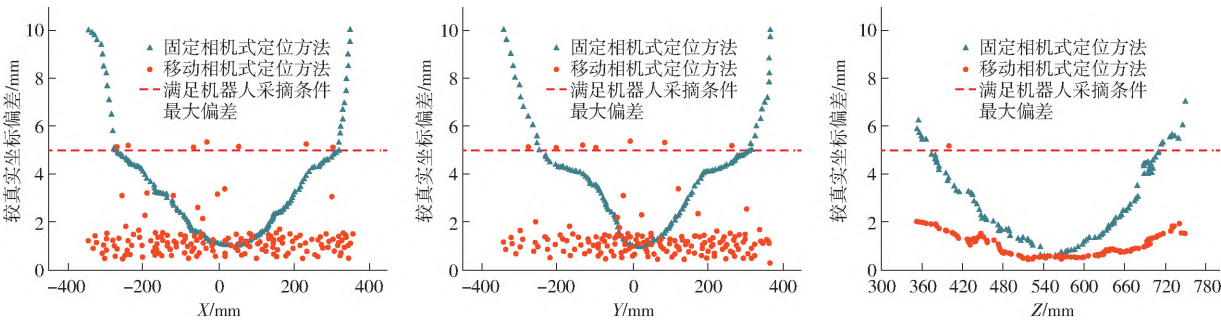


图 13 2 种定位方法分别在 X、Y、Z 轴方向上的偏差分布示意

Fig.13 Distribution of deviations in X, Y and Z directions for two different position methods

于相机透镜成像的影响,固定相机式定位方法只在画面中心区域有较高的精度,越靠近画面边缘精度越低,输出坐标与真实坐标之间的偏差也就越大。而移动相机式定位方法很好地克服了这一不足,其在画面任意位置都能保持最佳精度,且在 X、Y、Z 轴方向上的输出坐标与真实坐标之间的平均偏差小于 3 mm,满足采摘机器人的精度要求。

3.5 采摘试验

将提出的 MSDP-Net 算法以及移动式检测定

位方法应用于自主研发的红花采摘机器人上,在实验室环境下对盆栽红花进行采摘试验,实验室作业场景如图 14 所示,试验结果如表 7 所示。

根据表 7 可以得出,在 500 次采摘试验中,成功采摘红花花冠 451 朵,漏采 49 朵,采摘成功率 90.20%。

为测试实际环境下机器人的采摘性能,在红花种植区域中随机选取一垄红花,在垄长 15 m 范围内进行采摘试验,田间采摘试验结果表明,盛花

期红花花冠采摘成功率大于 90%, 田间作业场景如图 15 所示。



图 14 实验室作业场景

Fig. 14 Laboratory work scene

表 7 采摘试验结果

Tab. 7 Harvesting experiment results

参数	试验次数	采摘成功 数/朵	漏采摘 数/朵	误采摘 数/朵	采摘成功 率/%
数值	500	451	49	0	90.20



图 15 田间作业场景

Fig. 15 Field work scene

4 结论

(1) 针对红花花冠目标检测, 提出了一种改进的 YOLO v5m 模型 C-YOLO v5m, 对 YOLO v5m 模型引入卷积块注意力模块 CBAM, 使得模型的准确率、召回率以及平均精度均值分别提高 4.98、4.3、5.5 个百分点, 减少了红花花冠漏检、误检等情况。

(2) 针对红花花冠的空间定位, 提出了一种移动相机式定位方法, 并通过和固定相机式进行对比来验证其有效性。试验结果表明, 固定相机式定位成功率为 84.47%, 移动相机式定位成功率为 93.79%, 且移动相机式定位方法在 X、Y、Z 方向上的平均偏差小于 3 mm, 满足采摘机器人的精度要求。

(3) 将 MSDP-Net 算法与目前主流目标检测算法进行对比。结果表明, 本文提出的 MSDP-Net 算法的综合性能均优于其他 5 种目标检测算法, 在红花花冠检测方面更具优势。

(4) 将 MSDP-Net 算法和相机移动式定位方法应用于自主研发的红花采摘机器人, 进行红花采摘试验。实验室试验结果表明, 在 500 次重复试验中, 成功采摘 451 朵, 漏采 49 朵, 采摘成功率 90.20%。田间试验结果表明, 在实际作业场景中, 盛花期红花花冠采摘成功率大于 90%, 验证了 MSDP-Net 算法以及相机移动式定位方法的有效性。

参 考 文 献

- [1] 周远航, 郭建富, 马小龙, 等. 新疆红花生产现状及发展对策研究[J]. 安徽农业科学, 2021, 49(19): 199-201, 217. ZHOU Yuanhang, GUO Jianfu, MA Xiaolong, et al. Research on current situation and development countermeasures of Xinjiang safflower production[J]. Journal of Anhui Agricultural Sciences, 2021, 49(19): 199-201, 217. (in Chinese)
- [2] 张振国, 邢振宇, 杨双平, 等. 圆弧渐进式红花丝采收装置设计与试验[J]. 农业工程学报, 2022, 38(17): 10-21. ZHANG Zhenguo, XING Zhenyu, YANG Shuangping, et al. Design and experiments of the circular arc progressive type harvester for the safflower filaments[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(17): 10-21. (in Chinese)
- [3] 张振国, 赵敏义, 邢振宇, 等. 红花采收机双动对切式末端执行器设计与试验[J]. 农业机械学报, 2022, 53(12): 160-170. ZHANG Zhenguo, ZHAO Minyi, XING Zhenyu, et al. Design and test of double-acting opposite direction cutting end effector for safflower harvester[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(12): 160-170. (in Chinese)
- [4] 董芙楠. 基于机器视觉技术的红花识别与定位方法研究[D]. 乌鲁木齐: 新疆农业大学, 2022. DONG Funan. Research on safflower recognition and localization method based on machine vision technology[D]. Urumqi: Xinjiang Agricultural University, 2022. (in Chinese)
- [5] ZHANG Z G, GUO J X, YANG S P, et al. Feasibility of high-precision numerical simulation technology for improving the harvesting mechanization level of safflower filaments: a review[J]. International Agricultural Engineering Journal, 2020, 29(3): 139-150.
- [6] 李彤彤. 红花质量评价和不同花期成分变化研究[D]. 北京: 北京中医药大学, 2019. LI Tongtong. Quality evaluation of safflower and study on variation of components during different flowering stages[D]. Beijing: Beijing University of Chinese Medicine, 2019. (in Chinese)
- [7] 陈飞, 葛云, 张立新, 等. 红花采摘机器人集条预定位机构设计与试验[J]. 农业工程学报, 2021, 37(15): 10-19. CHEN Fei, GE Yun, ZHANG Lixin, et al. Design and experiment of the strip-collected pre-positioning mechanism for safflower picking robots[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(15): 10-19. (in Chinese)
- [8] 曹卫彬, 焦瀚博, 刘姣娣, 等. 基于 TRIZ 理论的红花丝盲采装置设计与试验[J]. 农业机械学报, 2018, 49(8): 76-82. CAO Weibin, JIAO Haobo, LIU Jiaodi, et al. Design of safflower filament picking device based on TRIZ theory[J]. Transactions

- of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(8): 76–82. (in Chinese)
- [9] 付苗苗, 邓森磊, 张德贤. 深度神经网络图像目标检测算法综述[J]. 计算机系统应用, 2022, 31(7): 35–45.
FU Miaomiao, DENG Miaolei, ZHANG Dexian. Survey on deep neural network image target detection algorithms[J]. Computer Systems & Applications, 2022, 31(7): 35–45. (in Chinese)
- [10] 杜紫薇, 周恒, 李承阳, 等. 面向深度卷积神经网络的小目标检测算法综述[J]. 计算机科学, 2022, 49(12): 205–218.
DU Ziwei, ZHOU Heng, LI Chengyang, et al. Small object detection based on deep convolutional neural networks: a review[J]. Computer Science, 2022, 49(12): 205–218. (in Chinese)
- [11] 崔明, 陈仕雄, 李民涛. 基于图像处理的草莓花朵识别算法研究[J]. 数字技术与应用, 2019, 37(12): 109–111.
CUI Ming, CHEN Shixiong, LI Mintao. Research on strawberry flower recognition algorithm based on image processing[J]. Digital Technology & Application, 2019, 37(12): 109–111. (in Chinese)
- [12] JASON G, YONG-LAK P, XIN L, et al. Design of an autonomous precision pollination robot[C]//2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2018), Madrid, 2018: 7711–7718.
- [13] WILLIAMS H, NEJATI M, HUSSEIN S, et al. Autonomous pollination of individual kiwifruit flowers: toward a robotic kiwifruit pollinator[J]. Journal of Field Robotics, 2020, 37: 246–262.
- [14] DIAS P A, TABB A, MEDEIROS H. Apple flower detection using deep convolutional networks[J]. Computers in Industry, 2018, 99: 17–28.
- [15] TIAN M, CHEN H, WANG Q. Detection and recognition of flower image based on SSD network in video stream[J]. Journal of Physics Conference Series, 2019, 1237: 32–45.
- [16] 赵春江, 王朝武, 林森, 等. 基于级联卷积神经网络的番茄花期识别检测方法[J]. 农业工程学报, 2020, 36(24): 143–152.
ZHAO Chunjiang, WEN Chaowu, LIN Sen, et al. Tomato florescence recognition and detection method based on cascaded neural network[J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(24): 143–152. (in Chinese)
- [17] 熊俊涛, 刘柏林, 钟灼, 等. 基于深度语义分割网络的荔枝花叶分割与识别[J]. 农业机械学报, 2021, 52(6): 252–258.
XIONG Juntao, LIU Bolin, ZHONG Zhuo, et al. Litchi flower and leaf segmentation and recognition based on deep semantic segmentation[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(6): 252–258. (in Chinese)
- [18] 张天勇, 张立新, 葛云, 等. 红花花丝二维中心点标定方法研究[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(15): 176–180.
ZHANG Tianyong, ZHANG Lixin, GE Yun, et al. Study on two dimensional center point calibration method for safflower filaments[J]. Computer Engineering and Applications, 2018, 54(15): 176–180. (in Chinese)
- [19] 陈凯章, 李汉文, 火莉, 等. 红花引种栽培适应性研究[J]. 现代农业科技, 2022(23): 57–60, 64.
CHEN Kaizhang, LI Hanwen, HUO Li, et al. Study on introduction and cultivation adaptability of *Carthamus tinctorius* L. [J]. Modern Agricultural Science and Technology, 2022(23): 57–60, 64. (in Chinese)
- [20] 胡喜巧, 杨文平, 陈红芝, 等. 采收时期和干燥方式对新乡红花品质的影响[J]. 河南科技学院学报(自然科学版), 2021, 49(1): 19–23.
HU Xiqiao, YANG Wenping, CHEN Hongzhi, et al. Effects of harvest time and drying method on the quality of Xinxiang *Carthamus tinctorius* L. [J]. Journal of Henan Institute of Science and Technology (Natural Science Edition), 2021, 49(1): 19–23. (in Chinese)
- [21] 吕佳, 李帅军, 曾梦瑶, 等. 基于半监督 SPM-YOLOv5 的套袋柑橘检测算法[J]. 农业工程学报, 2022, 38(18): 204–211.
LÜ Jia, LI Shuaijun, ZENG Mengyao, et al. Detecting bagged citrus using a semi-supervised SPM-YOLOv5[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(18): 204–211. (in Chinese)
- [22] 邵延华, 张铎, 楚红雨, 等. 基于深度学习的 YOLO 目标检测综述[J]. 电子与信息学报, 2022, 44(10): 3697–3708.
SHAO Yanhua, ZHANG Duo, CHU Hongyu, et al. A review of YOLO object detection based on deep learning[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2022, 44(10): 3697–3708. (in Chinese)
- [23] 曹家乐, 李亚利, 孙汉卿, 等. 基于深度学习的视觉目标检测技术综述[J]. 中国图象图形学报, 2022, 27(6): 1697–1722.
CAO Jiale, LI Yali, SUN Hanqing, et al. A survey on deep learning based visual object detection[J]. Journal of Image and Graphics, 2022, 27(6): 1697–1722. (in Chinese)
- [24] 李阿娟. YOLOv5 算法改进及其现实应用[D]. 太原: 中北大学, 2021.
LI Ajuan. Improvement of YOLOv5 algorithm and its practical application[D]. Taiyuan: North University of China, 2021. (in Chinese)
- [25] 毕松, 王宇豪. 果园机器人视觉导航行间位姿估计与果树目标定位方法[J]. 农业机械学报, 2021, 52(8): 16–26, 39.
BI Song, WANG Yuhao. Inter-line pose estimation and fruit tree location method for orchard robot[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(8): 16–26, 39. (in Chinese)
- [26] ZHANG Q L, YANG Y B. Sa-net: shuffle attention for deep convolutional neural networks[C]//ICASSP 2021—2021 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). IEEE, 2021: 2235–2239.
- [27] JIA Z, CAI X, JIAO Z. Multi-modal physiological signals based squeeze-and-excitation network with domain adversarial learning for sleep staging[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(4): 3464–3471.
- [28] 刘斌, 徐皓玮, 李承泽, 等. 基于快照集成卷积神经网络的苹果叶部病害程度识别[J]. 农业机械学报, 2022, 53(6): 286–294.
LIU Bin, XU Haowei, LI Chengze, et al. Apple leaf disease identification method based on snapshot ensemble CNN[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(6): 286–294. (in Chinese)

- [29] 周浩,唐昀超,邹湘军,等. 农业采摘机器人视觉感知关键技术研究[J]. 农机化研究,2023,45(6):68-75.
ZHOU Hao,TANG Yunchao,ZOU Xiangjun, et al. Research on key technologies of visual perception of agricultural picking robot[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research,2023,45(6):68-75. (in Chinese)
- [30] 朱昌伟. 基于双目视觉的田间甘蔗空间定位及抓取研究[D]. 南宁:广西大学,2022.
ZHU Changwei. Research on spatial location and grab of sugarcane in field based on binocular vision[D]. Nanning:Guangxi University,2022. (in Chinese)
- [31] 洪梓嘉,李彦明,林洪振,等. 基于双目视觉的种植前期农田边界距离检测方法[J]. 农业机械学报,2022,53(5):27-33,56.
HONG Zijia,LI Yanming,LIN Hongzhen, et al. Field boundary distance detection method in early stage of planting based on binocular vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(5):27-33,56. (in Chinese)
- [32] 李道亮,杨昊. 农业物联网技术研究进展与发展趋势分析[J]. 农业机械学报,2018,49(1):1-20.
LI Daoliang,YANG Hao. State-of-the-art review for Internet of things in agriculture[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2018,49(1):1-20. (in Chinese)

(上接第213页)

- [12] 闫成功,徐丽明,袁全春,等. 基于双目视觉的葡萄园变量喷雾控制系统设计与试验[J]. 农业工程学报,2021,37(11):13-22.
YAN Chenggong,XU Liming,YUAN Quanchun, et al. Design and experiments of vineyard variable spraying control system based on binocular vision[J]. Transactions of the CSAE,2021,37(11):13-22. (in Chinese)
- [13] 殷悦,张慧春,郑加强. 基于双目立体视觉的植物三维重建系统[J]. 中国农机化学报,2021,42(3):129-135.
YIN Yue,ZHANG Huichun,ZHENG Jiaqiang. Three dimensional reconstruction system of plant based on binocular stereo vision[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization,2021,42(3):129-135. (in Chinese)
- [14] LI L,ZHANG Q,HUANG D. A review of imaging techniques for plant phenotyping[J]. Sensors,2014,14(11):20079-20111.
- [15] 杨攀,郑积仕,冯芝清,等. 基于Mask R-CNN的密集木材检测分割方法[J]. 林业工程学报,2022,7(2):135-142.
YANG Pan,ZHENG Jishi,FENG Zhiqing, et al. Research on detection and segmentation methods of dense-stacked logs using Mask R-CNN[J]. Journal of Forestry Engineering,2022,7(2):135-142. (in Chinese)
- [16] 龙洁花,赵春江,林森,等. 改进Mask R-CNN的温室环境下不同成熟度番茄果实分割方法[J]. 农业工程学报,2021,37(18):100-108.
LONG Jiehua,ZHAO Chunjiang,LIN Sen, et al. Segmentation method of the tomato fruits with different maturities under greenhouse environment based on improved Mask R-CNN[J]. Transactions of the CSAE,2021,37(18):100-108. (in Chinese)
- [17] ZHANG Z,MA X,GUAN H, et al. A method for calculating the leaf inclination of soybean canopy based on 3D point clouds[J]. International Journal of Remote Sensing,2021(15):5719-5740.
- [18] 陈辉,王婷婷,代作晓,等. 基于运动恢复结构的无规则植物叶片面积三维测量方法[J]. 农业机械学报,2021,52(4):230-238.
CHEN Hui,WANG Tingting,DAI Zuoxiao, et al. 3D measurement method for area of irregular plant leaf based on structure from motion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2021,52(4):230-238. (in Chinese)
- [19] 王向周,杨敏巍,郑成华,等. 基于YOLOv5s-T和RGB-D相机的螺栓检测与定位系统[J]. 北京理工大学学报,2022,42(11):1159-1166.
WANG Xiangzhou,YANG Minwei,ZHENG Shuhua, et al. Bolt detection and positioning system based on YOLOv5s-T and RGB-D camera[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology,2022,42(11):1159-1166. (in Chinese)
- [20] FU D, XU L, LI D, et al. Automatic detection and segmentation of stems of potted tomato plant using Kinect[C]//Sixth International Conference on Digital Image Processing (ICDIP 2014). SPIE, 2014.
- [21] HAN B,LI Y,BIE Z, et al. MIX-NET: deep learning-based point cloud processing method for segmentation and occlusion leaf restoration of seedlings[J]. Plants,2022,11(23):3342-3363.
- [22] JAN E,LEE V,DAN L. Simultaneous measurements of plant structure and chlorophyll content in broadleaf saplings with a terrestrial laser scanner[J]. Remote Sensing of Environment, 2010,114(10):2229-2237.
- [23] ZHU J,PARK T,ISOLA P, et al. Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision,2017.
- [24] 邵久之,李子恒,肖洒,等. 不同浓度烯效唑对黄瓜幼苗生长及产量的影响[J]. 现代园艺,2022,45(19):3-4.
- [25] BOLYA D, ZHOU C, XIAO F, et al. Yolact: real-time instance segmentation[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision,2019.
- [26] 黄漫,黄勃,高永彬. 引入深度补全与实例分割的三维目标检测[J]. 传感器与微系统,2021,40(1):129-132.
HUANG Man,HUANG Bo,GAO Yongbin. 3D target detection incorporating with depth completion and instance segmentation[J]. Transducer and Microsystem Technologies,2021,40(1):129-132. (in Chinese)